HAL
open science

Gestion des flux multi-énergie pour les systèmes V2H

Ardavan Dargahi Uzoonbulagh

To cite this version:

Ardavan Dargahi Uzoonbulagh. Gestion des flux multi-énergie pour les systèmes V2H. Energie électrique. Université de Grenoble, 2014. Français. NNT : 2014GRENT104 . tel-01320245

HAL Id: tel-01320245

https://theses.hal.science/tel-01320245v1

Submitted on 21 Jul 2016

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

UNIVERSITÉ DE GRENOBLE

THÈSE

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE GRENOBLE

Spécialité : **Génie Électrique**

Arrêté ministériel : 7 août 2006

Présentée par **Ardavan DARGAHI**

Thèse dirigée par **DR. Frédéric WURTZ** et
codirigée par **Prof. Stéphane PLOIX**

préparée au sein du **Laboratoire de Génie Électrique de Grenoble (G2ELab)**
dans **l'Ecole Doctorale : Électronique, Electrotechnique, Automatique et Traitement du signal (EEATS)**

Gestion des flux multi-énergie pour les systèmes V2H

Thèse soutenue publiquement le, 26 septembre 2014
devant le jury composé de :

M. Van Dat Cung
Professeur des Universités à Grenoble INP, Président

M. Hubert Piquet
Professeur des Universités à l'INP de Toulouse, Rapporteur

M. Daniel Hissel
Professeur des Universités à l'Université de Franche-Compté, Rapporteur

M. Alireza Soroudi
Chercheur senior à l'Université de Dublin, Examinateur

M. Giyyapuram Madhusudan
Ingénieur de recherche à Orange Labs, Invité

M. Frédéric WURTZ
Directeur de recherche CNRS, Directeur de thèse

M. Stéphane PLOIX
Professeur des Universités à Grenoble INP, Co-directeur de thèse

La mère est ici-bas,

le seul Dieu sans athée

"Ernest Legouvé"

A ma mère et à sa mère
elles savent très bien pourquoi....

Remerciement

Quelques semaines après ma soutenance, je voudrais bien transcrire mes remerciements dans ces premiéres pages à tous ceux qui m'ont apporté leur soutien et leur aide morale et matérielle tout au long de ce travail de recherche. Il est très difficile de resumer en quelques lignes le sentiment de reconnaissance et de gratitude que l'on a pour certaines personnes ; ce n'est sans doue pas la partie la plus facile de ma thèse.

Je voudrais tout d'abord exprimer ma profonde gratitude à mon directeur de thèse Frédéric Wurtz, pour m'avoir fait confiance et lancé dans cette belle aventure scientifique, puis pour m'avoir encadré et guidé minutieusement jusqu'à la soutenance. Je remercie également Stéphane Ploix le co-directeur de ce travail de thèse pour sa disponibilité, son esprit critique et son recul par rapport à mes travaux de recherche. Au delà de leurs qualités scientifiques, j'apprécie les qualités humaines de ces deux personnes : leur sympathie, leur ouverture d'esprit, leur grande patience et surtout la dynamisme et la passion qu'ils insufflent dans leur métier. Sans eux, la rédaction de ce mémoire aurait été beaucoup plus compliquée. Travailler avec eux est toujours un grand plaisir et j'espère vivement que notre collaboration se poursuivra au delà de cette thèse.

Mes remerciements vont ensuite aux membres du jury de ma soutenance de thèse pour avoir accepté de juger mon travail et s'être déplacé. J'aimerais remercier tout particulièrement mes deux rapporteurs de, M. Piquet et M. Hissel, qui ont consacré beaucoup de temps à lire et à critiquer avec un regard objectif ce document afin de me permettre de l'améliorer au mieux. Leurs commentaires constructifs me seront très utiles pour mes futurs projets de recherche. Je suis très reconnaissant envers M. Van Dat Cung qui m'a fait l'honneur d'accepter de présider le jury. J'adresse un remerciement tout particulier à M. Soroudi mon examinateur pour avoir fait le déplacement depuis Dublin. Je suis reconnaissant à M. Madhusudan pour avoir accepté d'être l'invité d'honneur et pour avoir permis le financement de cette thèse au travers du laboratoire Orange Labs.

Le travail scientifique présenté dans ce manuscrit a été préparé au sein de deux laboratoires G2Elab et G-SCOP. Je tiens à remercier la direction ainsi que l'ensemble du personnel de ces laboratoires, enseignants chercheurs, doctorants, cadre technique et administratif pour

l'ambiance conviviale, chaleureuse et propice au bon deroulement des recherches qu'ils ont su mettre en place. Je considère comme une chance d'avoir pu intégrer et vivre dans un environnement académique aussi riche.

Je sais gré tout particulièrement à Catherine Mucha- Ploix et à mon ami Charles Benezra pour le relecture de ce document et pour leurs remarques très pertinentes qui m'ont été d'une grande aide afin de clarifier et d'affiner mes propos.

Dans un registre personnel, je réitère mes chaleureux remerciements à mes amis : Mostafa et son épouse Leila, Alireza, Paria, Yanis, Daria , Nadia, Ahmad et Gaëlle pour leur aide et leur présence constante à mes côtés aux moments difficiles de la rédaction et de préparation de la soutenance.

J'ai une pensée émue pour mes premiers "fans" à qui je dois le plus : ma mère et ma grande mère maternelle.Chère Maman, chère mamie, c'est à vous deux que je dois tous ceux qui j'ai de bon. Les mots me manquent pour verbaliser le sentiment que j'ai pour vous et pour dire combien je vous aime. Votre amour, votre soutient indéfectible et vos encouragements quotidiens sont toujours pour moi le fil conducteur de ce que je suis et ce que je fais.

J'en profit pour saluer également et remercier du fond du cœur mes adorables frères Ashkan et Amir Hessam qui ont en mon absence très bien su prendre soin de notre famille. Votre sens des responsabilités est digne d'admiration. Je suis fier de vous mes frères.

Ces remerciements ne peuvent pas s'achever sans célébrer la mémoire de M.Albert Potton, un homme dont la personnalité m'a marqué.

Table des matières

1 Problématique de la gestion de l'énergie dans le bâtiment **17**

1.1 Revue de la littérature 17

1.2 Système de gestion d'énergie dans le bâtiment 19

1.3 Positionnement des travaux de thèse 21

1.4 Vers l'optimisation des flux d'énergie dans l'habitat 23

1.5 Caractérisation globale du problème de gestion des flux énergétiques 24

1.5.1 Critère d'optimisation 24

1.5.2 Variables de décision 25

1.5.3 Contraintes 26

1.5.4 Paramètres d'optimisation 26

1.6 Différentes classes de problèmes d'optimisation 27

1.6.1 Programmation linéaire 27

1.6.2 Programmation linéaire en nombres entiers 28

1.6.3 Programmation non linéaire continue 28

1.6.4 Programmation non linéaire en nombre entier 29

1.7 Conclusion 29

2 Modelisation des systèmes multi-énergie **31**

2.1 Framework de modélisation « Energy Hub » 31

2.2 Convention de modélisation 33

2.3 Approvisionnement en énergie 35

2.3.1 Réseau de distribution d'énergie 35

2.3.2 Génération distribuée de renouvelables 36

2.4 Conversion d'énergie 37

2.5 Stockage d'énergie 39

2.5.1 Cas particulier du stockage mobile du véhicule 40

2.6 Modèle intégré d'energy hub 43

2.7 Conclusion 45

3 Formulation du problème de gestion optimal **47**
3.1 Eléments pris en compte dans le modèle d' optimisation . . . 47
3.1.1 Subvention à l'autoconsommation . . . 47
3.1.2 Tarif dynamique de l'électricité . . . 48
3.1.3 Inélasticité des charges ménagères . . . 50
3.1.4 Véhicule électrique en contexte V2H . . . 50
3.2 Description du cas d'étude . . . 51
3.3 Formulation du problème d'optimisation . . . 52
3.3.1 Fonction objectif . . . 53
3.3.2 Contraintes d'équilibre des flux d'énergie . . . 54
3.3.3 Contraintes de disponibilité de l'énergie . . . 55
3.3.4 Contraintes liées aux équipements de stockage . . . 56
3.4 Transformation des conditions logiques . . . 56
3.5 Vers une formulation linéaire du problème . . . 58
3.5.1 Linéarisation des non-linéarités dues aux facteurs de répartition . . . 58
3.5.2 Linéarisation de la multiplication des variables binaires et continues . . . 59
3.6 Conclusion . . . 62

4 Gestion de la demande électrique **65**
4.1 Gestion de la demande et de la pointe électrique . . . 65
4.2 Approches classiques pour la gestion de la demande électrique . . . 67
4.2.1 Pilotage direct . . . 68
4.2.2 Gestion locale par intéressement . . . 68
4.2.3 Programmes commerciaux . . . 69
4.3 Gestion de la demande électrique dans le secteur résidentiel . . . 70
4.4 Problématique d'insertion du véhicule électrique . . . 72
4.5 Gestion locale de la demande à l'échelle d'un logement . . . 75
4.6 Flexibilité des services dans l'habitat résidentiel . . . 76
4.7 Caractéristiques du problème de gestion de la demande électrique de système bâtiments incluant des véhicules électriques . . . 78
4.8 Modèle de gestion des services décalables . . . 80
4.9 Conclusion . . . 84

5 Mise en œuvre, test et validation **87**
5.1 Scénarios étudiés . . . 87

5.2 Données d'entrée considérées 89
5.3 Implémentation du problème d'optimisation 91
5.4 Présentation des résultats et discussions 93
5.5 Conclusion 98

A Codes de calcul GAMS et plans énergétiques **117**
A.1 Scénario S1 118
A.2 Scénario S2 120
A.3 Scénario S3 127
A.4 Scénario S4 135
A.5 Scénario S5 143

Notation

Certains des symboles et des acronymes qui surgissent fréquemment dans ce manuscrit sont énumérés ci-dessous.

Variables de décision

P_e	puissance prélevée du réseau électrique (kW)
P_g	puissance prélevée du réseau de gaz (kW)
P_{pv}^c	électricité solaire consommée (kW)
P_{pv}^v	surplus solaire revendu au réseau (kW)
P_h^{CG}	puissance thermique fournie par chaudière gaz (kW)
P_e^{CHP}	puissance électrique fournie par cogénérateur CHP (kW)
P_h^{CHP}	puissance thermique fournie par cogénérateur CHP (kW)
P_e^s	puissance échangée par batterie électrique
$\tilde{P}_e^s$	puissance stockée dans la batterie électrique
P_h^s	puissance échangée par stockage de chaleur
$\tilde{P}_h^s$	puissance stockée dans le stockage de chaleur
SOC_e	état de charge de la batterie électrique(kWh)
SOC_h	état de charge du stockage de chaleur(kWh)
L_e^{opt}	demande électrique optimisée
Str^{opt}	date optimale de démarrage des services ménagers flexibles
Γ_{pv}	facteur de répartition de l'électricité PV
Γ_g	facteur de répartition de flux de gaz
ζ	taux de disponibilité de la batterie électrique

δ_e	variable binaire gérant la charge et la décharge de la batterie électrique
δ_h	variable binaire gérant la charge et la décharge du stockage de chaleur
Ψ	variable binaire gérant l'achat de l'électricité au réseau

Paramètres d'optimisation

E_{ve}	énergie consommée par la voiture électrique sur la route (kWh)
$\bar{P}_e$	puissance d'abonnement à l'électricité (kW)
$\bar{P}_g$	puissance d'abonnement au gaz (kW)
P_{pv}	production totale de PV (kW)
P	puissance consommée par le service décalable en cours d'exécution
$\bar{P}^{CHP}$	maximum de puissance admissible par le système CHP (kW)
$\bar{P}^{CG}$	maximum de puissance admissible par la chaudière à gaz (kW)
$P_e^{c,max}$	puissance maximale de recharge de la batterie (kW)
$P_e^{d,max}$	puissance maximale de décharge de la batterie (kW)
$P_h^{c,max}$	puissance maximale de recharge du stockage de chaleur (kW)
Str^{min}	date de démarrage du service décalable au plus tôt acceptable pour l'habitant
Str^{max}	date de démarrage du service décalable au plus tard acceptable pour l'habitant
λ_e	prix d'achat de l'électricité (€/kWh)
λ_g	prix d'achat du gaz naturel (€/kWh)
λ_{pv}^v	prix de revente de surplus solaire (€/kWh)
λ_{pv}^p	prime d'autoconsommation solaire (€/kWh)
η^{inv}	rendement de l'onduleur solaire
η^{CG}	rendement de la chaudière à gaz
η_h	rendement du système de stockage de chaleur
η_b	rendement de la batterie
η_{ge}^{CHP}	rendement gaz-électricité du CHP
η_{gh}^{CHP}	rendement gaz-chaleur du CHP

Ensembles

$\mathcal{C}$	éléments de conversion d'énergie
$\mathcal{E}$	vecteurs d'énergie
$\mathcal{S}$	éléments d'stockage d'énergie
$\mathcal{SRV}$	Services domestiques déplaçables
$\mathcal{M}$	missions assignées à la voiture électrique

Opérateurs logiques

$\mapsto$	application
$\Longleftrightarrow$	équivalence logique
$\leftrightarrow$	équivalence logique
$\triangleq$	égale par définition

Acronyme

CE	Conseil Européen
CHP	Combained Heat and Power
CNTA	Centre National du Transport Avancé
CPP	Critical Peak Pricing
CTE	Coût Total d'Énergie
CVC	Chauffage, Ventilation et Climatisation
DLC	Direct Load Control
DOE	U.S. Departement Of Energy
DR	Demand Response
DSM	Demand-Side Manegement
EV	Véhicule Électrique
GES	Gaz à Effet de Serre
HC	Heures Creuses

HP	Heures Pleines
IA	Intelligence Artificielle
IBP	Incentive Based Programs
IREQ	Institut de Recherche d'Hydro-Québec
MDE	Maîtrise De l'Énergie
MP	Multi Period Problem
OPFP	Optimal Power Flow Problem
OEP	Optimisation par Essaime Particulaires
PBP	Price Based Programs
PHEV	Plug-in Hybrid Electric Vehicles
PL	Programmation Linéaire
PLNE	Programmation Linéaire à Nombre Entier
PNA	Plan National d'Action en faveur des énergies renouvelables
PNL	Programmation Non Linéaire
PNLEN	Programmation Non Linéaire à Nombre Entier
PV	Photovoltaïque
RTE	Réseau de Transport d'Électricité
RTP	Real Time Pricing
SGEB	Système de Gestion Énergétique de Bâtiment
TOU	Time Of Use
UE	Union Européenne
V2G	Vehicle To Grid
V2H	Vehicle To Home

Introduction générale

"Energie est une sève ardente ; la vivance de la vie déposée en chacun à l'instant de sa conception"- Jacques Salomé

Contexte énergétique et soucis environnementaux

Depuis son apparition, l'homme a toujours tenté de façonner la planète à son image selon un principe très simple : tout ce qui est pris n'est plus à prendre. Il inventa alors le confort qui consiste essentiellement à extraire les énergies fossiles dissimulées en profondeur de la Terre pour les brûler et les consommer. La population mondiale a triplé en 50 ans pour passer de 2 milliards à plus de 6 milliards. Il a fallu donc de plus en plus d'énergie pour assurer le besoin du confort de l'homme. Le rapport du World Wide Fund for Nature (Fund, 2010) atteste qu'on consomme 20% en plus des ressources que la Terre n'en produit pour une période donnée.

La figure 1 compare l'évolution de la répartition d'énergie primaire dans le monde en 1971 et 2009. Il apparaît que les énergies fossiles (charbon, gaz et pétrole) s'emparent toujours une proportion importante de plus de trois quart du mix énergétique. Pour autant, cette proportion accuse une baisse de cinq points par rapport à 1971 où elle représentait pour 86%. Suite aux différents chocs pétroliers depuis les années 70, le pétrole voit sa part diminuer de onze points en faveur du gaz et du nucléaire qui ont connu une hausse de 5% chacun. La contribution du charbon au bouquet énergétique reste presque stable et en assure le quart. Cette baisse globale est cependant toute relative car on constate que la quantité d'énergie primaire explose de près de 120%, passant de 5.533Mtep à 12.029Mtep. La quantité d'énergie fossile est donc en forte augmentation, de l'ordre de +105%.

La production d'énergie à partir des combustibles fossiles, en plus d'épuiser les réserves disponibles, déverse des millions de tonnes de Gaz à Effet de Serre (GES) dans l'atmosphère. L'impact de la combustion d'énergie sur les émissions CO_2 a grandi au fil du temps et s'établit autour de 29 milliard de tonnes en 2009 (Repères, 2012). La figure 2 présente la répartition des émissions de CO_2 en fonction du type de combustible. Compte tenu, de l'augmentation de la demande mondiale pour l'énergie primaire fossile, il n'a rien d'étonnant à ce que les

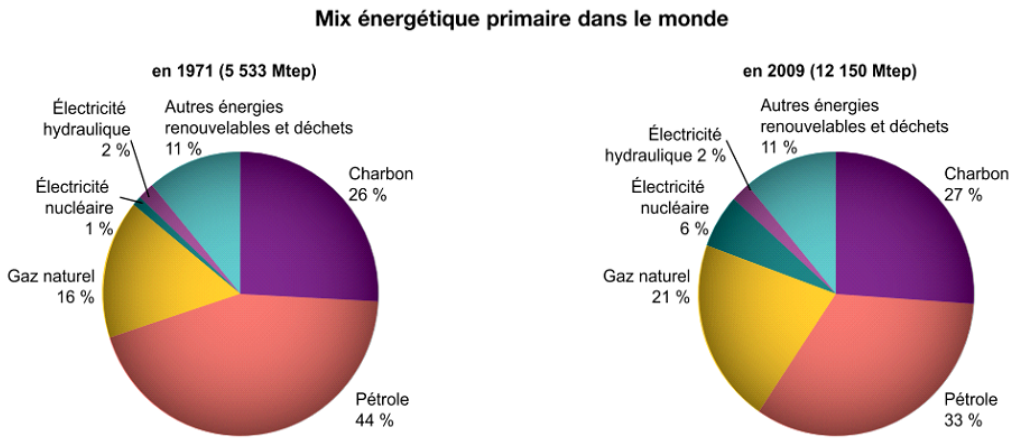


FIGURE 1 – Mix énergétique primaire dans le monde (Repères, 2012)

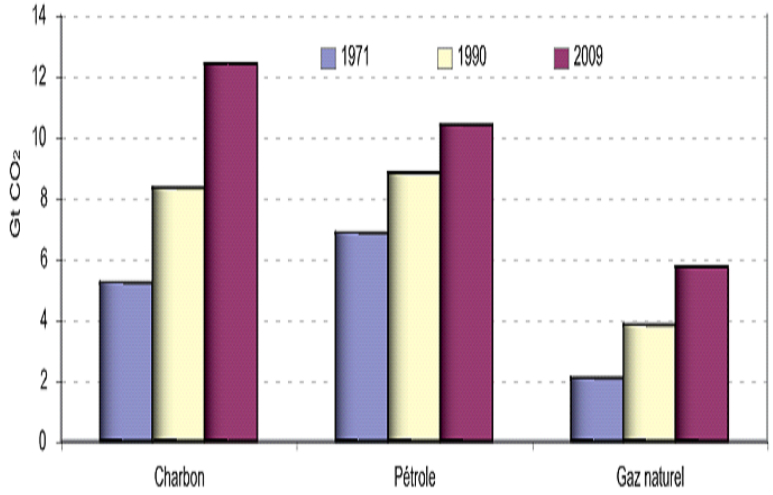


FIGURE 2 – Émissions mondiale de CO_2 dues à l'énergie par combustible (Repères, 2012)

émissions dues au charbon, au gaz et au pétrole continuent à grimper. Bien que le charbon soit la deuxième énergie primaire la plus utilisée après le pétrole, il est le premier en terme du rejet de carbone (42%) en raison de son facteur d'émission nettement supérieur à ceux du gaz et du pétrole.

La forte concentration de GES dans l'air, perturbe l'effet de serre naturel et provoque le réchauffement climatique. L'évolution de la température globale sur les deux derniers siècles est exposée dans la figure 3. Le changement du climat a augmenté le risque des catastrophes naturelles, mettant en danger ainsi la vie sur la planète. Les premières traces ont déjà commencé à se manifester avec la disparition d'espèces animales et végétales, la fonte des glaciers, la sécheresse, la remontée du niveau des océans et les tempêtes de plus en plus violentes. En plus, la pollution causée par les gaz carboniques présente une véritable menace pour la santé publique et réduit l'espérance de vie chez l'être humain.

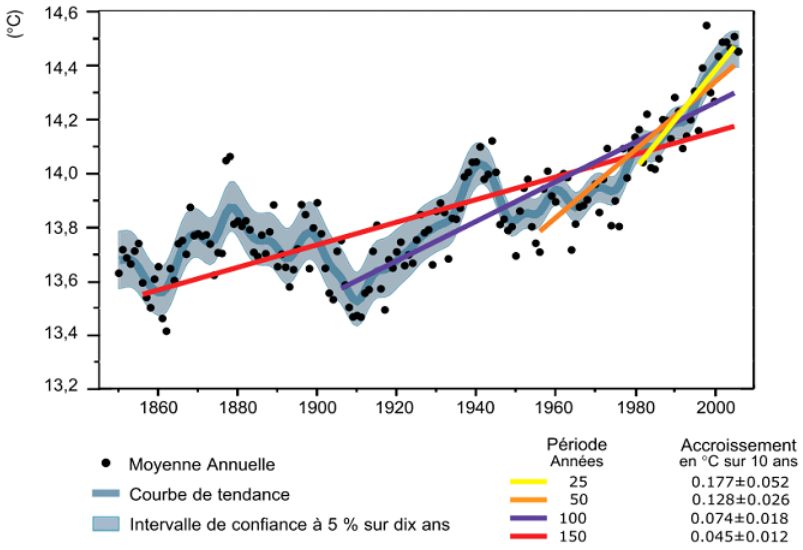


FIGURE 3 – Température globale moyenne estimée (Repères, 2012)

Le temps est donc venu pour réfléchir plus sérieusement sur notre mode de vie et nos impacts sur l'environnement afin de sauver notre monde voire notre civilisation ! !

Contexte réglementaire

Le sommet "planète Terre" tqui s'est tenu en 1992 à Rio de Janeiro (Organisation des Nations Unies, 1993), a marqué la première véritable prise de conscience internationale du risque de changement climatique. Il s'est conclu par la signature d'une déclaration qui propose une feuille de route pour promouvoir les droits et les responsabilités des pays en matière d'environnement et de lutte contre le réchauffement climatique. La Déclaration de Rio est la première Convention-Cadre des Nations Unies sur les Changements Climatiques (CCNUCC) mais concrètement elle n'a aucun pouvoir juridique. Suite à l'entrée en vigueur du traité de Rio en 1995, les états ont entamé des négociations en vue d'un protocole universel qui traduit la volonté affichée dans la déclaration de Rio en objectifs quantitatifs et juridiquement contraignants. Le texte du protocole de Kyoto (1998) a été ratifié par 188 pays en décembre 1997. Il engage les 40 pays les plus industrialisés dont les membres de l'Union Européenne (UE) à une réduction moyenne de 5% des émissions de GES par rapport à 1990 sur la période 2008 à 2012 (Repères, 2012). Les obligations de résultats sont modulées en fonction de son niveau de développement de chaque pays (voir la figure 4).

Depuis quelques années, de nouvelles rencontres ont lieu en prévision de l'expiration du protocole de Kyoto en 2012. Après un premier tour de négociations infructueuses en 2009 à Copenhague, les accordes obtenus deux ans plus tard à l'occasion de la conférence de

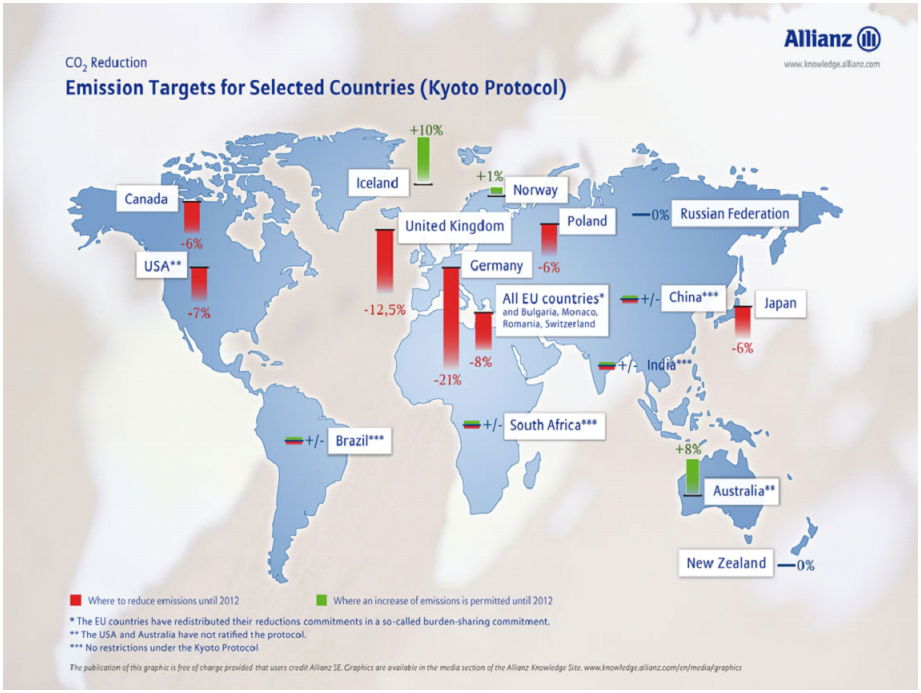


FIGURE 4 – Emissions cibles pour les pays sélectionnés du protocole de Kyoto

Durban en Afrique (Dur, 2011), ont ouvert la voie pour la conclusion en 2015 d'un nouveau pacte universel afin de poursuivre la lutte contre les anomalies climatiques. En marge de cette mobilisation mondiale pour mettre en place des politiques climatiques post- Kyoto, la Commission Européenne (CE) a adopté le "paquet climat-énergie" en janvier 2008 (CE, 2008). Il s'agit d'un plan d'action pour permettre la réalisation des trois objectifs annoncés par le conseil de mars 2007, dits "20-20-20" ou "3×20" visant à l'horizon 2020 à :

- Porter à 20% la part des énergies renouvelables dans la consommation totale d'énergie
- Réduire de 20% les émissions de GES des pays membres
- Améliorer de 20% l'efficacité énergétique

La France se voit désormais en position d'avoir fait mieux que de respecter ses engagements pris dans le cadre du protocole de Kyoto. En 2007, les émissions avaient été réduites de 6.4% par rapport à l'année de référence 1990, dépassant largement les -3.2% prévus. Encouragée par cette performance admirable, la France s'est donnée l'objectif de diviser par un facteur 4, les émissions nationales de GES à l'horizon 2050 (Brunetière et al., 2009). Ce nouvel engagement a notamment pris corps dans le projet de loi du Grenelle de l'Environnement (Grenelle, 2009).

Énergie renouvelable

Une énergie est dite renouvelable lorsqu'elle provient de sources que la nature renouvelle à une vitesse supérieure, ou égale, à la vitesse à laquelle celles-ci sont consommées. Le soleil

par son rayonnement (solaire photovoltaïque, solaire thermique), l'hydroélectricité, l'éolien, la biomasse, la géothermie sont considérés comme des énergies primaires inépuisables à l'échelle du temps humain, par opposition aux combustibles fossiles ou minéraux (matériaux fissiles) dont les réserves s'épuisent. Les énergies renouvelables n'engendrent pas ou peu de déchets ou d'émissions polluantes. C'est la raison pour laquelle leur développement constitue un enjeu fort dans un contexte de tensions sur la sécurité énergétique ainsi et les émissions massives de gaz à effet de serre.

L'état des énergies renouvelables donne une image plutôt satisfaisante en Europe. Selon les dernières estimations d'Eurostat (2013), elles ont participé en 2011 à hauteur de 13% à la consommation totale d'énergie finale de l'UE27. A ce stade, cette dernière ne serait plus qu'à quelques points de l'objectif qu'elle s'est fixé pour 2020. Presque tous les pays membres ont accru la part des énergies renouvelables dans leur consommation entre 2010 et 2011. Les plus fortes proportions d'énergies renouvelables ont été observées en 2011 en Suède (46,8%), en Lettonie (33,1%), en Finlande (31,8%) ainsi qu'en Autriche (30,9%), et les plus faibles à Malte (0,4%), au Luxembourg (2,9%), au Royaume-Uni (3,8%), en Belgique (4,1%) ainsi qu'aux Pays-Bas avec 4,3%.

La France est un pays très riche en ressources renouvelables d'énergie avec la première surface de forêt d'Europe occidentale et un fort potentiel hydraulique, éolien et géothermique. En 2011, elle est le second producteur et le second consommateur d'énergies renouvelables d'Europe derrière l'Allemagne. La production primaire d'énergies renouvelables en cette année s'élève à 19,5Mtep pour représenter 14% de la production énergétique nationale (Repères, 2013). Le découpage de la production renouvelable en fonction des filières pour l'année 2011 est présenté sur la figure 5.

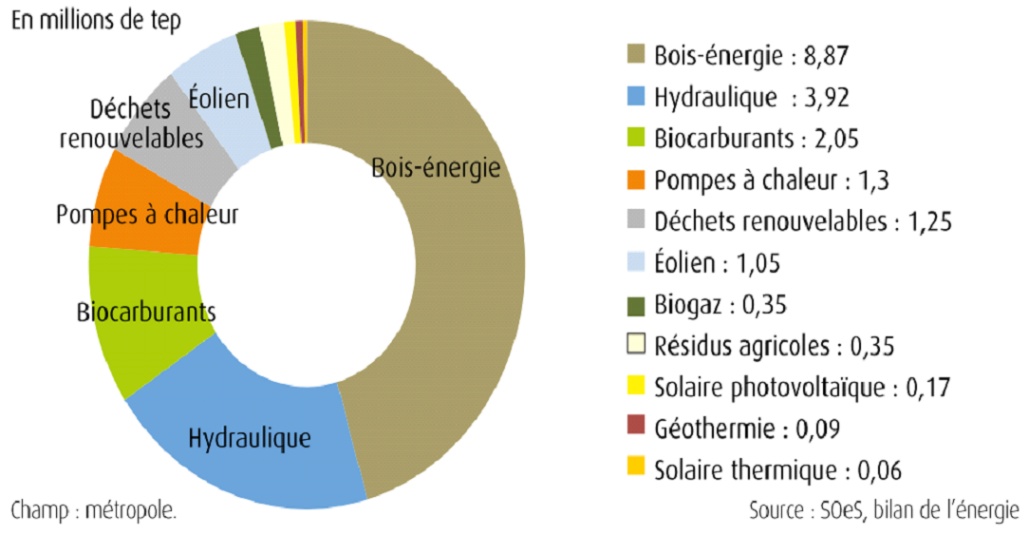


FIGURE 5 – Production française de renouvelables par filière en 2011 (Repères, 2013)

L'ambition du paquet énergie-climat de l'UE se traduit pour la France par une cible de 23% d'énergie produite à partir de sources renouvelables dans la consommation finale d'énergie à l'horizon 2020. La trajectoire prévue pour atteindre cet objectif est présentée dans le plan d'action national (PAN) en faveur des énergies renouvelables (PAN, 2009). La part des énergies renouvelables dans la consommation finale atteint 13,1% en 2011, contre une part de 13,5% prévue par le PAN (Repères, 2013). Ce léger retard est principalement dû aux filières produisant de la chaleur et dans une moindre mesure au sous-développement des biocarburants destinés au transport. Les objectifs ont en revanche été atteints en 2011 pour les filières électriques.

Maîtrise d'énergie dans le bâtiment et le transport et la nécessité de convergence

Le bâtiment et le véhicule forment l'espace de vie contemporain où nous passons en moyenne plus de 90% de notre temps. Pour assurer notre confort et notre sécurité, ils sont devenus de redoutables énergivores et donc de redoutables sources de pollution. Alors que la consommation d'énergie est en déclin dans les autres secteurs d'activité, celle-ci ne cesse d'augmenter depuis les années 80 dans les secteurs résidentiels - tertiaire et les transports (voir figure 6). Ces derniers sont, en valeur cumulée, les responsables d'environ 74% de l'énergie totale consommée en France (Repères, 2011). Le secteur résidentiel-tertiaire en représente 43% et le transport possède une part à hauteur de 31%. En terme des émissions CO_2, l'évolution est également préoccupante avec une progression respective de 22% et 23% par rapport à 1990 (Quénard, 2008). Ces chiffres et statistiques clarifient le fait que les quantités d'énergie qu'on consomme et les émissions qu'on rejette pour se loger et se déplacer sont de même ordre de grandeur. Au vue de cette voracité en énergie, l'intérêt d'agir dans les secteurs bâtiment et transport apparaît avec une grande urgence. Diverses dispositions ont été prises au cours des années récentes pour augmenter l'efficacité énergétique en matière de construction et dans l'industrie d'automobile.

La mise en place et la révision successive des réglementations thermiques de bâtiments (normes RT 2000, 2005, 2012 ...) ainsi que le développement de matériaux isolants à haute performance ont divisé par deux la consommation au mètre carré des constructions neuves depuis 1974 (RT2012, 2011). L'évolution des exigences réglementaires de consommation énergétique des bâtiments neufs est montrée dans la figure7. La valeur moyenne du label "Bâtiment Basse Consommation" (BBC) correspondant à 50 kWh/m^2/an est devenue la référence dans la construction neuve depuis 2012 pour prendre le chemin des bâtiments à énergie positive en 2020. Les énergies renouvelables sont aussi devennues une part intégrante du fonctionnement des bâtiments. Placer les ressources naturelles et durables dans le réseau

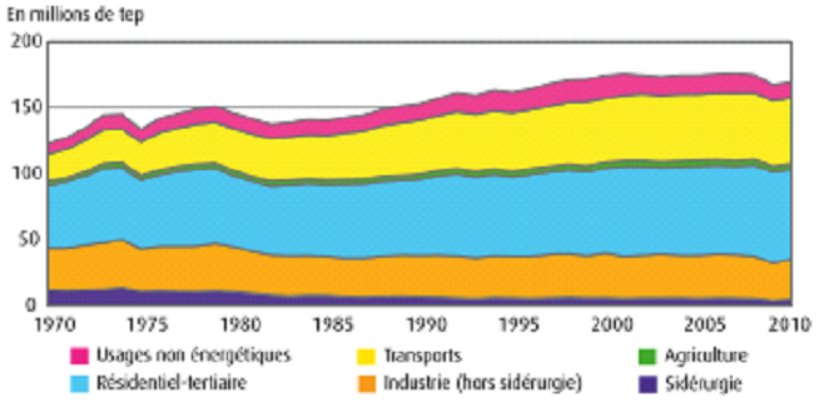


FIGURE 6 – Consommation d'énergie finale par secteur en France (Repères, 2011)

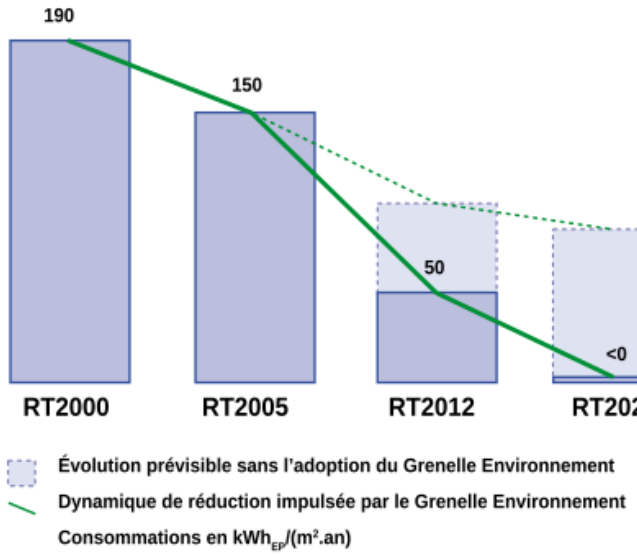


FIGURE 7 – Exigences de la réglementation thermique des bâtiments

local du bâtiment a permis de réduire les besoins externes en énergie au bénéfice d'une énergie gratuite et sans rejet dans l'environnement. Des progrès sont visibles également dans le domaine de la construction automobile. Grâce à la nouvelle génération de moteurs thermiques utilisant l'injection directe et la commande électromagnétique des soupapes, les véhicules brûlent actuellement deux fois moins de carburant et rejetent deux fois moins de CO_2 qu'il y a une trentaine d'années (Beeker et al., 2011). Les systèmes « *stop et start* » d'arrêt et de redémarrage automatique du moteur, réduisent les consommations de 20% à 25% dans les zones congestionnées.

Toutes ces initiatives peuvent paraitre dérisoires quand on découvre que tous les efforts accomplis pour faire chuter le besoin en énergie au mètre carré habitable sont mis à mal par un usage excessif du véhicule pour parcourir les distances de plus en plus éloignées entre le domicile et les lieux d'activité. Pour donner un exemple de ce fait, une économie de 80

kWh/m^2/an serait contrebalancée par une prolongation du parcours à raison de 20 km/jour (Quénard, 2009). Cela prouve que l'habitation et le déplacement sont deux pistes indissociables et essentielles dans la lutte efficace contre la pollution. Il faut donc considérer le problème dans sa globalité et s'attaquer parallèlement au problème du logement et à celui des véhicules individuels. La question centrale est désormais :

Comment concilier le bâtiment et le transport pour évoluer vers un mode de vie plus durable et respectueux de l'environnement ?

Véhicule électrique clé de voûte de la convergence bâtiment/transport

L'électromobilité commence à s'imposer comme une alternative crédible aux véhicules thermiques pour des déplacements silencieux et faiblement polluants dans les zones à forte densité de population. Une diminution jusqu'à 44% de CO_2 et 14% de SO_2 est estimée dans l'état d'Alabama dans la mesure où la totalité du parc automobile serait composé de véhicules électriques (Lindly and Haskew, 2002). En considérant un taux d'adoption élevé de l'ordre de 80% des véhicules électriques hybrides rechargeables « *Plug-in Hybrid Electric Vehicles* ou (PHEV) », une diminution annuelle de 474 à 612 millions de tonnes de GES serait plausible dans l'ensemble des États-Unis. Ceci coïncide avec une baisse de la consommation journalière puvant atteindre 3.7 millions barils de pétrole (EPR, 2007). Les autorités françaises projettent la mise en circulation de deux millions de véhicules électriques en 2020 (poi, 2011) avec le souhait d'atteindre un parc composé de 27% des véhicules décarbonés à l'horizon 2030, ce qui permettra de réduire l'importation de pétrole d'environ 4MT (Negre, 2011). Une enveloppe de 750 millions d'Euros a été allouée en ce sens à des projets R&D des thématiques connexes notament la chaîne de traction électrique et hybride, les infrastructures de recharge et les nouvelles technologies de batterie (Besson, 2011). De surcroît, le dispositif de bonus-malus (poi, 2010) issue des tables rondes du Grenelle de l'environnement prévoit une subvention allant de 200 € à 5000 € pour l'aquisition des véhicules neufs émettant moins de 130 g de CO_2/km. Les véhicules à motorisation électrique sont également bénéfiques côté budgétaire. La dépense en carburant pour un vehicule thermique coûte 12 cents de dollars par Mile ($\approx$ 1.6km), alors qu'il est de 3 cents pour un VE (Baker et al., 2007). Malgré tous ces avantages, la généralisation de l'électromobilité se heurte à plusieurs obstacles. Le plus grand handicap des VEs se cache dans une faible autonomie de la batterie limitant leur portée de la dizaine à la centaine de kilomètres. Rappelons cependant que 87% des personnes font moins de 60 km de trajet aller-retour par jour (Quénard and Marcoux, 2010) qui est facilement atteignable avec un VE. Il y a aussi une grande controverse sur l'empreinte écologique de ce type de véhicules. Contrairement à l'opinion publique, rouler en électrique n'est pas vraiment tout à fait exempt

de pollution. Le bilan carbone d'un véhicule électrique dépendra effectivement de la nature et de la propreté de l'énergie primaire utilisée pour produire l'électricité qu'il consommera. L'électrification de la flotte de transport dans les endroits où les centrales classiques à énergie fossile demeurent encore des moyens de production prédominants, risque de transférer les rejets d'échappement au niveau de ces centrales qui auront à fonctionner à plus grande cadence pour fournir l'énergie électrique supplémentaire se substituant aux carburants actuels. Compte tenu de la provenance de l'énergie, un véhicule électrique en France émet près de 20g de CO_2/km (EDF, 2010). Ce chiffre est moins favorable ailleurs dans le monde et atteint une moyenne de 130gde CO_2/km. L'augmentation du nombre de véhicules électrique demandera également de lourds aménagements de systèmes de transmission et distribution de l'électricité pour transporter des flux d'électricité plus important et pour mettre en place un nombre de prises et de sites de recharge suffisants. La littérature comporte des études qui ont évolué les capacités d'accueil de divers réseaux électriques nationaux en considérant les profils de charges nationales de consommation d'électricité (Galus et al., 2010)(Hartmann and Özdemir, 2011). En France, la capacité des réseaux actuels n'est pas en mesure d'accueillir les véhicules rechargeales au delà du seuil de 25% du parc automobile (Enerzine, 2009). Les problèmes liés à l'introduction des VEs seront disscutés plus amplement dans le chapitre 4.

Le concept révolutionnaire « *Vehicle to Grid* ou (V2G) » représenté par Kempton and Tomicé (2005) marque la rupture avec l'utilisation habituelle des VEs en tant que moyen de transport purement consommateur. Le V2G repose sur le simple constat que les voitures personnelles passent le plus clair de leur temps, 93% à 96% selon (Turton and Moura, 2008), abondonnées dans les garages privés ou sur les places de parking et ne servent à rien. Pendant ces longs moments de repos, chaque voiture électrique dispose avec sa batterie d'une capacité de stockage qui peut être gérée, via une interaction intelligente avec le réseau, à la fois en fonction de ses besoins propres et des besoins publics en électricité d'une zone. Si la production d'électricité dépasse la demande, toutes les voitures électriques en stationnement peuvent devenir destinataires de l'excédent d'énergie pour la stocker ; à l'inverse, si jamais l'offre globale devient insuffisante, l'ensemble des batteries constitue une sorte de réservoir unique dans lequel on peut puiser le complément d'énergie nécessaire. Pour avoir un ordre de grandeur sur la faculté potentielle du parc des véhicules électriques à intervenir en tant qu'appui électrique, Kempton and Letendre (1997) ont formulé l'hypothèse que si l'intégralité des 146 millions de voitures composant la flotte de transport routier américain en 1993 étaient électricifiées, elles seraient en mesure de délivrer plus de 12 TW de puissance électrique. Une autre façon d'apprécier cette valeur consiste à dire qu'elle équivaut à la somme de production de 12 000 centrales thermiques ou alors 12 000 tranches nucléaires de 1 GW.

L'énergie stockée dans les batteries pourrait aussi suppléer directement aux exigences électriques de l'habitation durant les pointes de consommation ou une panne du réseau

électrique, au quel cas on parle du concept « *Vehicle to Home* ou (V2H) » (Dargahi et al., 2014). Les bâtiments modernes sont devenus des lieux de production d'énergie, principalement électrique, grâce au photovoltaïque et au micro-éolien. L'énergie d'origine renouvelable connaît une intermittence qui n'obéit pas nécessairement aux besoins de consommation en quantité et en temporalité. La batterie du véhicule peut servir d'une interface de tampon pour compenser ce décalage. Elle peut, par exemple, absorber l'énergie solaire développée pendant le jour et la restituer le soir. En contrepartie, les panneaux solaires en couvrant l'intégralité ou une partie des besoins du transport avec une énergie durable et sobre en carbone, permettront d'améliorer les émissions des véhicules électriques.

Un état de l'art de solutions V2H existantes

La maison du rêve « DreamHouse »

Toyota a présenté le concept de « *Dream House* » à l'occasion du salon Aichi en 2005. Il a été conçu par le professeur Ken Sakamura de l'université de Tokyo et développé dans le cadre du projet « *TRON intelligent home* » [1] en collaboration avec le fameux constructeur d'automobile japonais. Le « *Dream House* » est fait pour s'interfacer avec d'autres technologies innovées par « *Toyota Motor Corporation* ». Il intègre une connexion avec la Prius, voiture hybride fabriquée par le même groupe, qui peut jouer le rôle de source accessoire d'énergie en cas d'urgence. En contrepartie, elle peut recharger sa batterie grâce à la borne de recharge implantée au milieu d'un garage. La partie de l'énergie électrique utilisée pour la recharge peut être obtenue par des cellules photovoltaïques qui couvrent la toiture de la maison.

FIGURE 8 – Concept Dream House développé par Toyota

1. TRON Architecture designed by Ken Sakamura : http://tronweb.super-nova.co.jp/toyotadreamhousepapi.html

Solution « LEAF to Home »

Le group industriel « Nissan Motor Co. » a lancé en 2012 le système d'alimentation « *LEAF to Home* »,[2] qui peut fournir de l'électricité aux maisons à partir des batteries de bord de la voiture électrique Nissan LEAF. Nichicon, société innovatrice dans les systèmes d'alimentation, fournit la technologie requise pour faire transiter l'électricité de la voiture à la maison. Ses stations de recharge appélées « *EV Power Station* » permettent d'envoyer la puissance stockée dans des batteries lithium-ion de grande capacité d'une Nissan LEAF à une maison ordinaire. La fourniture d'électricité est réalisée à partir du connecteur de charge rapide de la voiture par l'intermédiaire d'un système PCS (*Power Control System*) relié au panneau de distribution d'électricité de la maison. Les batteries lithium-ion peuvent stocker jusqu'à 24kWh d'électricité, ce qui est suffisant pour alimenter un ménage japonais moyen pendant environ deux jours. Les postes « *EV Power Station* » ressemblent en taille à une unité de climatisation externe et peut être installé à l'extérieur en conformité avec le protocole « *CHAdeMO* » sur les chargeurs rapides EV.

FIGURE 9 – Concept Leaf to Home présenté par Nissan

Projet Hydro-Quebec

L'Institut de recherche d'Hydro-Québec[3] (IREQ) s'est associé notamment avec l'entreprise B3CG Interconnect de St-Eustache afin d'expérimenter le concept d'échange d'énergie véhicule-maison (V2H). Ce projet d'expérimentation bénéficie également d'une participation financière

2. LEAF to Home Electricity Supply System : http://www.nissan-global.com/ENTECHNOLOGY/OVERVIEW/leaf_to_home.html

3. Communiqué de presse : http://nouvelles.hydroquebec.com/fr/communiques-de-presse/65/hydro-quebec-lance-un-projet-dexperimentation-touchant-les-vehicules-rechargeables-et-le\protect\kern+.1667em\relax-reseau-electrique/#.U2V0fx1RlNQ

du Gouvernement du Québec dans le cadre du Plan d'action 2011-2020 sur les véhicules électriques. Le véhicule d'essai, qui sera équipé de technologies québécoises, sera assemblé à l'IREQ. TM4, filiale d'Hydro-Québec, fournira un système de motorisation électrique « *TM4 MOTIVEMC* » de dernière génération. Les matériaux avancés brevetés par l'IREQ (phosphate de fer lithié) seront utilisés pour la batterie. B3CG Interconnect développera deux nouvelles technologies avec ses partenaires, le Centre National du Transport Avancé (CNTA) de Saint-Jérôme et l'entreprise lavalloise Brioconcept : une batterie de puissance et son système de gestion, de même qu'un chargeur bidirectionnel permettant à la batterie aussi bien de se recharger que de fournir de l'électricité à la maison.

Une recherche sur la problématique V2H dans le cadre du projet Senscity

Ce sujet de thèse a été développé dans le cadre du projet SensCity [4], une expérience au service de "mieux vivre" en ville qui a débuté en 2010 à Grenoble. Elle fait appel aux savoirs-faire des partenaires réunis en consortium pour faire émerger le visage de la ville durable. L'objectif visé est de créer un écosystème des services urbains constitué d'une plate-forme de communication sans-fil M2M associée à un réseau de capteurs qui permettront de proposer une offre de services globale et évolutive aux acteurs publics et privés engagés dans une démarche de développement durable.

Les énergies renouvelables et les véhicules électriques sont les piliers fondamentaux du paradigme "ville durable", axe principal du projet SensCity. Le développement de la production décentralisée à base d' énergies renouvelables contraint le pilotage des réseaux électriques. Cela conduit à multiplier de manière très importante les sites de production, et à injecter de l'énergie sur des réseaux de distribution originairement conçus pour l'acheminer et non la collecter ; d'autant plus que le caractère intermittent et diffus de la disponibilité des ressources renouvelables rend très difficile le contrôle de la production et l'équilibre avec la consommation. De surcroit, l'insertion du transport électrique dans le contexte urbain génère des difficultés et des contraintes supplémentaire tout comme celles inhérentes aux énergies renouvelables. Aujourd'hui, il semble assez naturel à chacun de pouvoir recharger facilement et en tout lieu son téléphone portable. Le conducteur d'une voiture électrique attendra naturellement la même souplesse de service. Il voudra charger aussi bien chez lui qu'au bureau, dans la rue ou dans un parking privé ou public. Pour répondre à cette attente, des bornes de recharges doivent être déployées au niveau de la ville pour créer une possibilité de raccordement des véhicules en tout lieu de stationnement. Dans cette perspective, on peut même imaginer les stations de chargement reliés à des modules photovoltaïque et/ou des éoliennes localisés

4. SensCity, en route pour une ville durable : http://www.senscity-grenoble.com/

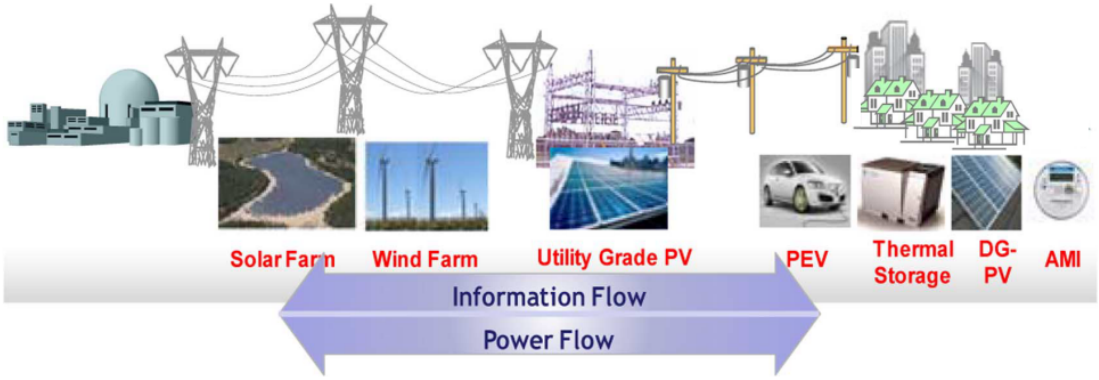


FIGURE 10 – Flux de puissance et d'informations dans l'environnement « *Smart Grid* »

au niveau des immeubles particuliers et tertiaires. Les véhicules électriques viendront s'y connecter pour se ravitailler ou éventuellement pour partager l'énergie contenue dans leur batterie avec le réseau ou les bâtiments via les services de régulation V2G et V2H. Il va donc falloir enrichir les fonctionnalités du réseau électrique pour passer d'une gestion centralisée et unidirectionnelle allant de la production à la consommation, à une gestion répartie et bidirectionnelle pour lui permettre de fonctionner non seulement en fourniture, mais aussi en collecte, et aussi d'ajuster son apport ou son prélèvement en fonction du niveau de batterie de chaque véhicule et du niveau de la production distribuée de l'électricité renouvelable. C'est là le cœur des réflexions autour des futurs réseaux intelligents ou «*Smart Grids*». Il s'agit d'instrumenter les réseaux électriques avec des technologies d'information pour les rendre communicants. Les aspects technologiques du smart grid ont été étudiés, par exemple, dans les ouvrages de (S.Massoud and Wollenberg, 2005),(Ipakchi and Albuyeh, 2009) et (Rahimi and Ipakchi, 2010). La communication et l'interaction des différents points du réseau permet de prendre en compte les actions des différents acteurs du système électrique afin d'assurer l'équilibre entre l'offre et la demande à tout instant avec une réactivité et une fiabilité accrues. L'obligation d'inclure le facteur humain s'avère dans ce cas d'une importance capitale avec les propriétaires des bâtiments et des VEs. Le smart grid est le premier pas vers les consommateurs informés, éventuellement producteurs d'énergie et dotés des outils de pilotage pour ajuster leur consommation en fonction de la production. Plusieurs solutions de gestion du côté de la demande active ont été mises au point sur la base du contrôle direct des catégories d'appareils domestiques et de différentes dynamiques du prix reliées à la bourse de l'énergie. Elles seront discutées dans le chapitre 4.

Le réseau captif SensCity peut jouer un rôle central dans le recueil et la diffusion des informations vitales à l'organisation des quartiers et des villes écologiques et intelligents de demain. Sa plateforme multi-service permettra à chacun d'entre nous de connaître à n'importe quel moment sa consommation en gaz, en eau et en électricité, la gestion de ses déchets et la qualité de l'air et du bruit en ville. D'autres applications envisageables de cette plate-forme

peuvent être de prévenir en temps réel les automobilistes sur la disponibilité des places de parkings et les stations de recharges les plus proches,. . .

Conclusion et introduction au plan de thèse

La dépense énergétique de l'Homme n'a cessé de croître sans qu'il prenne conscience de la dimension finie de son environnement. Après avoir accru son confort depuis des millénaires, l'Humanité est exposé aujourd'hui plus que jamais aux risques de bouleversement climatique causés par les activités consommatrices d'énergie. Ce chapitre introductif a donné une photographie du paysage énergétique mondial. Il montre l'urgence et l'importance d'agir sur les leviers pour corriger les difficultés climatiques et environnementales au niveau planétaire. Le bâtiment et le transport offrent un levier d'action très important, pour infléchir la consommation d'énergie et son impact sur l'environnement, et ceci d'autant si on en aborde l'étude et la gestion globale de l'énergie grâce au concept V2H que nous proposons d'étudier dans cette thèse. Dans cette perspective, la suite de la présentation de cette thèse est scindée en 5 chapitres :

- Le premier chapitre intitulé ***Problématique de gestion énergétique dans le bâtiment*** s'attarde sur la question de la gestion des flux d'énergie dans le bâtiment, et sur les méthodes existantes pour optimiser cette gestion. Ce chapitre est central pour aller vers une gestion simultanée de la consommation/production d'énergie en lien avec l'utilisation du véhicule électrique.
- Le second chapitre nommé ***Modélisation des systèmes multi-énergie*** reprend un formalisme mathématique général de modélisation des systèmes multi-énergie avec stockage, conversion, et production décentralisée d'énergie.
- Le troisième chapitre dont le titre est ***Formulation du problème d'optimisation des flux énergétiques*** applique les modèles et principes issus concept « Energy-Hub » du chapitre précédent, pour formuler le problème d'optimisation des flux d'énergie dans le cas d'un bâtiment connecté bidirectionnellement au véhicule électrique, ce qui représente un cas de système V2H particulièrement intéressant à étudier.
- Le quatrième chapitre appelé ***Gestion de la demande électrique*** soulève le problème des pointes de consommation dans le réseau électrique et montre que le secteur résidentiel peut contribuer de manière significative à l'écrêtage des pointes. Pour cela nous proposerons un modèle pour piloter certains services ménagers, y compris l'usage du véhicule électrique, pour en optimiser le coût pour l'usager final, dans un contexte de tarification dynamique de l'énergie qui vise justement à inciter les consommateurs à minimiser leur consommation lors des phases de pics.

- Le dernier chapitre ayant pour titre ***Mise en œuvre, test et validation*** applique les problèmes formulés dans les chapitres 4 et 5 sur différents scénari de contrôle/ commande ; ce qui nous permettra de démontrer l'efficacité de nos approches de modélisation mises en œuvre en lien avec des techniques d'optimisation destinées à la gestion de l'énergie dans l'ensemble bâtiment+véhicule.

Chapitre 1

Problématique de la gestion de l'énergie dans le bâtiment

Le bâtiment est un cadre large pour la Maîtrise De l'Énergie (MDE) et peut être difficile suivant la configuration. L'énergie y apparaît sous une multitude de formes : tantôt charge, tantôt source. Les appareils qui la sollicitent font l'objet d'une consommation (ex : électroménager, radiateur) ou d'une production (ex : batterie, toiture solaire, micro-éolienne). Dans un monde parfait, il serait possible que ces deux entités se compensent en local, sans recours à un fournisseur extérieur. Pour acquérir une telle indépendance, les bâtiments modernes à basse consommation pourraient devenir un micro-réseau en excellence réunissant un ensemble de générateurs à un seul point de raccordement. En effet, les batteries, les panneaux solaires ou les micro-éoliennes augmentent chacun la marge de manœuvre pour garantir un approvisionnement sûr en énergie de la consommation locale. Combiner tous ces éléments cependant, conduit à un système très complexe avec de nombreux degrés de liberté qui nécessitent des outils d'aide pour mettre en place des stratégies de gestion efficaces.

1.1 Revue de la littérature

L'importance et les complications d'une gestion énergétique intelligente et autonome dans le bâtiment, notamment dans le secteur résidentiel, sont parfaitement connues dans la littérature. La gestion d'énergie pour le bâtiment est souvent décomposée en deux aspects : le pilotage des charges et la gestion des moyens de production et de stockage locaux (De Oliveira et al., 2011).

D'un point de vue exclusivement centré sur la gestion de la consommation : Dans (House and Smith, 1995) et (Zhou et al., 2005), les auteurs ont étudié des stratégies de commande pour les systèmes de Chauffage, Ventilation et de Climatisation de l'air (CVC) dans l'environnement bâti en tenant compte de la capacité naturelle de stockage thermique des bâtiments qui permet

de décaler la consommation de CVC en dehors des périodes de pic. (Zhou et al., 2005) affirment que cette approche apporte une économie moyenne de l'ordre de 10% sur le coût électrique du bâtiment. Les systèmes CVC ont été largement étudiés en automatique, cependant le problème de gestion globale des charges électriques du bâtiment est beaucoup plus vaste et compliqué que le seul problème de contrôle des CVC. Ameri Sianaki et al. (2010) ont inventé une méthodologie de la gestion de demande qui prend en compte les préférences des habitants pour l'usage de certains postes de consommation électroménagers pendant les heures de pointes en utilisant ce qu'ils appellent "le Processus Analytique de Hiérarchie". Cette quantification des préférences permet de décider quels appareils utiliser ou ne pas utiliser pendant le pic, en résolvant un problème de type "sac à dos". Les auteurs concluent que cette méthode aide à améliorer à la fois, le budget des clients et la consommation globale d'énergie sur le réseau électrique. Dans (Mohsenian-Rad et al., 2010), les auteurs proposent une nouvelle approche fondée sur la théorie des jeux pour la gestion autonome de la demande d'un groupe de consommateurs résidentiels. Le plan optimal de la consommation d'énergie pour chaque consommateur est déterminé en minimisant le coût énergétique du système. Ha et al. (2006a) ont mis au point une solution de maîtrise de l'énergie au sein de l'habitat avec un mécanisme anticipatif ayant pour fonction de planifier la consommation optimale des événements prévus en utilisant une adaptation de l'approche du "plus court chemin". La solution proposée rend possible, pour les ménages privés, l'ajustement automatique de leur consommation afin de satisfaire aux contraintes de puissance, tout en maximisant leur confort selon la norme ISO7730.

Les énergies renouvelables sont en passe de devenir des sources secondaires dans les bâtiments. Energie thermique solaire avec un chauffe eau solaire, micro éoliennes ou panneaux photovoltaïques pour la production d'électricité deviennent de plus en plus courant. Le gestionnaire d'énergie ne s'occupe plus seulement de la consommation mais aussi de la production locale qui peut être reliée à des procédés de stockage. Le plus commun est les batteries de stockage stationnaire de l'électricité, mais d'autres existent comme la batterie de la voiture électrique et les matérieux à changement de phases utilisés pour le stockage thermique. Warkozek et al. (2012) présentent une approche de gestion multi-sources pour une maison raccordée au réseau avec installation PV et stockage stationnaire. Nous noterons spécialement les cas d'étude qui traitent du pilotage des systèmes d'habitat isolé. Pour ce genre de systèmes, la donne est un peu différente au sens où le stockage est un élément central et que la stratégie de gestion consistera à gérer ce stockage en fonction de ses contraintes et en fonction du besoin. Yamamoto et al. (2004) testent quatre méthodes différentes de pilotage des sources pour un système de production hybride photovoltaïque - diesel, relié à des batteries. Une proposition de commande adaptative d'un système PV isolé doté des batteries est présentée dans (Henze and Dodier, 2003). Dans ce travail, les auteurs utilisent

la commande prédictive pour anticiper une solution pour le système de chauffage et de climatisation dans le bâtiment. Welch and Venayagamoorthy (2010) développent un contrôleur de logique floue pour un système indépendant du réseau composé des modules solaires PV avec un stockage batterie en utilisant l'Optimisation par Essaims Particulaires (OEP). Celle-ci permet d'allouer optimalement l'énergie électrique disponible de manière à servir les charges critiques en priorité et répondre à la demande des charges moins critiques.

1.2 Système de gestion d'énergie dans le bâtiment

Diverses méthodes destinées à organiser les activités de consommations et de fournitures d'énergie au niveau d'un bâtiment, peuvent être incorporées dans une unité centrale nommée Système de Gestion Énergétique de Bâtiment (SGEB), dans l'optique d'adapter les capacités de production d'énergie avec les besoins des consommateurs. La notion de système SGEB a été présentée dans (Stum et al., 1997). Elle consiste en un ensemble d'équipements dotés de micro-contrôleurs, d'un système de contrôle-commande centralisé et d'une interface homme-machine capables de communiquer via des protocoles standardisés tels que « *BatiBUS* », « *EIBus* » et « *LonWorks* » (Palensky et al., 1997). Ce réseau de communication permet d'embarquer certaines fonctions d'optimisation, de conduite et de supervision de la production et de la consommation d'énergie.

Plusieurs projets de recherche ont contribué à développer de tels systèmes. Un outil d'aide à la décision basé sur un système à base de règles est présenté dans (Doukas et al., 2007) pour gérer les services de gestion d'énergie dans le bâtiment. Le système permet la surveillance centrale de la consommation d'énergie dans les bâtiments, grâce à des règles générant les commandes des actionnaires. En particulier, un profil de gestion d'énergie fiable peut être créé par le système en utilisant les connaissances d'experts, et les mauvaises décisions peuvent être détectées et éliminées pour ce qui concerne la gestion de l'ensemble CVC et de l'éclairage.

Un mécanisme de pilotage multi-couches a été développé par les membres du laboratoire G-SCOP (Ha et al., 2006a). Il est à la fois capable de satisfaire à des contraintes de puissance disponible maximale, et de maximiser un critère de satisfaction des habitants. La figure 1.1 schématise l'architecture de cet outil. Il se décompose en trois couches opérant chacune à une échelle de temps différente. La couche anticipative opère à une échelle de temps lente de l'ordre de l'heure à la journée et vise à planifier la consommation et la production de l'énergie de plusieurs heures à l'avance. La couche réactive fonctionne à une échelle plus rapide de l'ordre de la minute. Elle est chargée d'ajuster les consignes assorties de la couche anticipative aux conditions réelles d'exécution. Cette couche n'interviendra pas s'il n'y a aucun événement imprévu. Finalement la couche de commande locale correspond aux dispositions de régulation embarquée dans les équipements conçus par les fabricants. Elle pratique la commande des

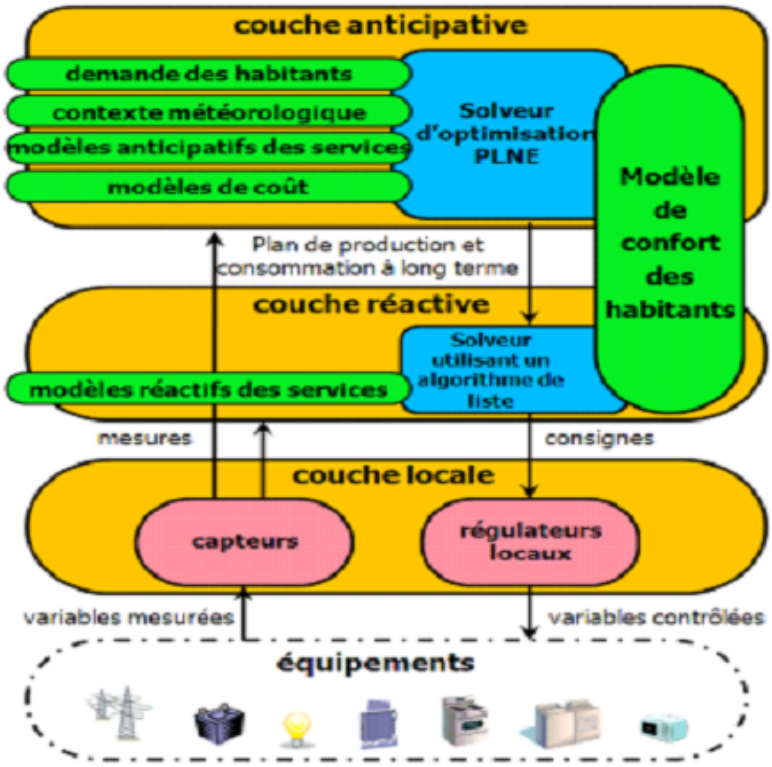


FIGURE 1.1 – Schéma de pilotage multi-couche pour gestion d'énergie dans l'habitat selon (Ha et al., 2006a)

équipements pour effectuer les allocations d'énergie générées par la couche anticipative et probablement rectifiées par la couche réactive.

De nouveaux efforts ont été faits pour incorporer le module de surveillance de recharge de véhicule dans la nouvelle génération des systèmes SGEB. Dans cet ordre d'idées, les scientifiques de l'université de Nagoya en collaboration avec DENSO [1] ont mis au point un système de gestion d'énergie combinant les technologies V2H (Nicolas, 2013). Le système de gestion coordonne les batteries utilisées dans les véhicules électriques avec les besoins domestiques d'électricité pour aider à réduire les factures d'électricité. Il mesure la consommation d'énergie, la quantité d'électricité produite par des panneaux solaires et l'utilisation du véhicule et d'autres caractéristiques pour construire des modèles de prévision de la demande d'électricité des ménages et de l'utilisation du véhicule.

Dans un registre identique, un système de gestion de la charge est proposé par Lujano-Rojas et al. (2012) pour les consommateurs résidentiels ayant accès à l'infrastructure de communication du futur réseau intelligent. Il prend en compte des prévisions du prix de l'électricité, la demande d'énergie, la production d'énergie renouvelable pour décider le meilleur compromis entre les prix horaires de l'électricité et les usages de multiples appareils

1. DENSO est un fournisseur leader japonais de la technologie automobile de pointe, de systèmes et de composants pour les grands constructeurs automobile du monde entier

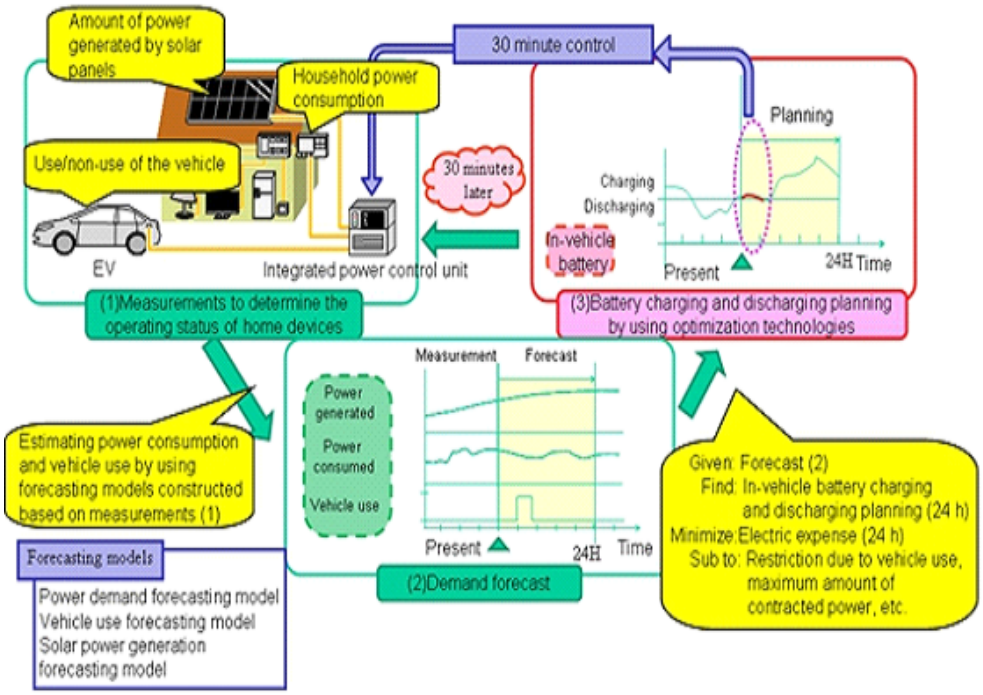


FIGURE 1.2 – Intégration de la technologie V2H dans le système de gestion d'énergie, concept de l'université de Nagoya

électroménagers et de véhicules électriques dans un smart home. Les résultats montrent que le modèle proposé permet aux utilisateurs de réduire leur facture d'électricité entre 8% et 22% pour une journée typique d'été à Saragosse en Espagne.

1.3 Positionnement des travaux de thèse

D'une manière générale, les études de la littérature scientifique se concentrent sur des aspects particuliers de la gestion énergétique du bâtiment mais pas sur le problème de la gestion simultanée de la charge et de la production d'énergie. Pour combler ce vide, les chercheurs du pôle de recherche en énergie et bâtiment de l'Université de Grenoble, installés dans les laboratoires G-SCOP et G2Elab, se sont lancés sur la piste d'une approche globale couvrant tous les éléments de la gestion d'énergie dans le bâtiment. Un nombre considérable de travaux de recherche et de thèses ont été réalisés depuis plusieurs années et une large variété de méthodes et de techniques a été explorée.

Ainsi ont été testées des techniques de contrôle-commande pour la gestion "centralisée" des sources et des charges dans l'environnement construit. Un système de contrôle-commande structuré en trois niveaux prédictif, réactif et local a été créé par (Ha, 2007). Des algorithmes adaptés à chacune des couches de commande ont été proposés, reposant sur des techniques d'optimisation. Ils permettent de calculer par avance des plans d'affectation d'énergie et puis

les ajuster à une échelle de temps plus fine en tenant compte des évènements non prévus. De plus, afin de mieux maîtriser la consommation, la réalisation de certains services peut être automatiquement retardée, adaptée ou interrompue par le système en fonction des ressources disponibles. Hoang Le (2011) s'appuie également sur les méthodes de contrôle/commande pour traiter de la gestion de la production et de la consommation d'énergie dans les habitations. Il propose un système d'ajustement pour piloter le fonctionnement d'une partie des charges électriques.

L'Intelligence Artificielle (IA) et son approche à base d'agents, est un autre domaine exploré par les chercheurs Grenoblois pour la gestion "décentralisée" ou "distribuée" de différentes activités énergétiques du bâtiment. Le travail de (Abras, 2009) en est un bon exemple. Il a conçu un système de gestion de l'énergie pour l'habitat constitué d'agents logiciels (intelligence distribuée). L'objectif est de trouver une politique dynamique de consommation et de production sans centraliser la commande, tout en respectant les critères de confort et de coût posés par l'usager et les contraintes physiques de fonctionnement signalées par les équipements et les sources. Pour ce faire, chaque agent est associé à plusieurs équipements et négocie avec les autres agents ses besoins énergétiques ainsi que sa capacité à fournir de l'énergie afin de générer ses plans locaux. Puis il envoie ses plans à un agent facilitant la résolution (*agent solving*) dans le but de dresser un plan global de consommation et de production.

Les gestions centralisée et décentralisée ont chacune leurs avantages et limites. L'approche centralisée permet un pilotage plus fin et de garantir un optimum global, avec des temps de réponses certainement plus rapide que l'approche décentralisée à base d'agents. L'approche à base d'agents permet en contre-partie d'appréhender des équipements décrits dans des formalismes hétérogènes et peut s'avérer plus facile à déployer.

De Oliviera (2013) propose une approche hybride de gestion combinant les deux approches centralisée et distribuée. Elle s'appuie sur les agents pour modéliser les équipements à couplage faible dits "singuliers" dont le modèle de comportement est inconnu pour le système. Des "coefficients de pénalisation" sont chargés de coordonner les informations des agents et de superviser les services durant des étapes de résolution itérative.

Il est intéressant de savoir que les approches présentées partagent toutes un point commun : ***elles formulent toutes des problèmes d'optimisation qui évoluent au cours du temps***.

Le travail décrit dans ce mémoire de thèse fait suite aux travaux présentés ci-dessus. Cependant, à la différence des approches précédentes qui ont réduit le problème de la gestion de l'énergie dans le bâtiment à la production et à la consommation d'électricité ; nous proposerons une approche pour la gestion conjointe des flux multi-énergie dans l'habitation. Une autre particularité de notre travail est le fait de placer le véhicule électrique au cœur de

la gestion d'énergie : en adoptant une vision V2H, le véhicule deviendra une réserve mobile d'énergie électrique et non plus seulement une charge.

Il y a eu des travaux récents qui ont eu lieu dans le laboratoire G-SCOP sur la thématique de gestion de véhicules électriques mais ils s'attachent plus à leur intégration à l'échelle du réseau et non pas à leur intégration à l'échelle réduite d'une maison individuelle. Citons plus particulièrement la thèse de Guillou (2013) portant sur la conception et la gestion d'un réseau logistique de stations de recharge solaires pour les véhicules électriques.

Le concept V2H est encore très peu répandu du fait de sa nouveauté. Les rares références bibliographiques existantes témoignent d'excellentes perspectives pour ce concept en terme d'économie d'énergie (Haines et al., 2009)(Berthold et al., 2011)(Dargahi et al., 2014). La thèse de Turker (2012) est ainsi un exemple de travail de recherche commun à l'ensemble des laboratoires G2Elab et G-SCOP qui a été orienté sur la thématique V2H. Elle a apporté une contribution en proposant un ensemble d'algorithmes relatifs d'une part au lissage des pics de consommation domestique et d'autre part à la minimisation de la facture énergétique d'un logement en exploitant le potentiel de véhicules électriques comme étant une source d'électricité intégrant du stockage.

Nous allons construire des outils d'optimisation pour gérer les flux électriques et thermiques dans les bâtiments. Ils appliquent les algorithmes de commande prédictive tenant compte les prédictions disponibles sur le prix et la disponibilité de ressources ainsi que la demande en énergie des occupants pour générer plusieurs heures à l'avance une solution optimale (la meilleure solution possible) pour le pilotage des moyens de production d'énergie. Un module d'ajustement de la demande électrique est aussi prévu afin d'anticiper les pointes de consommation par l'optimisation du fonctionnement de certains équipements électroménagers. Le système d'optimisation utilise également les informations de la prévision de l'usage du véhicule électrique pour coordonner la recharge de la batterie du véhicule à partir de différentes sources (réseau, production locale renouvelable,...) mais aussi sa décharge pour alimenter les équipements électroménagers suivant le besoin en énergie. Cela permet aux particuliers de gérer en même temps leur consommation d'énergie dans l'habitat et le transport.

1.4 Vers l'optimisation des flux d'énergie dans l'habitat

Le bâtiment est considéré comme un nœud énergétique complexe relié à de nombreux flux énergétiques : réseau électrique, réseau de gaz et parfois réseau de chaleur. L'intégration imminente de renouvelables et de véhicules électriques renforcera davantage ce nœud dont la problématique de gestion se base sur le suivi et l'optimisation de tous ces flux pour affecter correctement les ressources énergétiques aux équipements dans le bâtiment. Cela nécessite un niveau de coordination entre les diverses activités énergétiques du bâtiment qui sont

naturellement indépendantes les unes des autres.

La gestion des flux énergétiques dans le bâtiment peut être assimilée à la gestion des flux physiques dans un système de production de biens dans lesquels les problèmes de planification et ordonnancement sont proches. Elle peut dès lors être formulée comme un problème de planification avec allocation de ressources (Ha et al., 2006b). Dans ce cadre, l'énergie est perçue comme une ressource partagée par les équipements de l'habitat et les consommations d'équipements constituent les tâches (Ha et al., 2010). Le travail de planification suppose de ne pas considérer un instant unique mais de multiples périodes de temps allant de quelques heures à quelques jours ; conduisant à un problème d'optimisation dit Multi-Période temporelle (MP). Les problèmes MP ont reçu une attention considérable ces dernières années pour la planification de la production de l'énergie comme dans (Mirzaesmaeeli et al., 2010) et (Soylu et al., 2006).

1.5 Caractérisation globale du problème de gestion des flux énergétiques

Les problèmes d'optimisation se caractérisent habituellement par une "fonction objectif", un ensemble de contraintes, un ensemble de variables dont le domaine de valeur est réel et une série de données énoncées ou "les paramètres d'optimisation" proprement dits. Dans cette partie, ces différents composants seront décrits pour un problème de gestion de l'énergie dans le bâtiment.

1.5.1 Critère d'optimisation

Le but de l'optimisation est souvent d'améliorer la performance globale du système au sens du ou des critère(s) recherché(s) par son exploitant qui peut être un gain d'argent, de temps, d'effort, de matière ou d'énergie ainsi qu'une réduction de risque (Nocedal and Wright, 2006). Dans un problème d'optimisation, ce critère est exprimé à travers une fonction mathématique appelée "fonction objectif" qui sera minimisée ou maximisée jusqu'à atteindre un optimum. L'objectif visé par la gestion optimisée de l'énergie dans le bâtiment est d'atteindre la meilleure configuration possible des flux énergétiques qui s'y trouvent pour répondre au mieux aux trois critères de MDE présentés dans (Abras, 2009). Ils sont les suivants :

- **Confort de l'usager** - le but est d'assurer un environnement de vie paisible et sécuritaire. Le système de gestion des flux énergétiques dans le bâtiment doit garantir au minimum la sécurité d'approvisionnement en ressource et une partie essentielle des besoins de confort des habitants (thermique, visuel, ...) ;

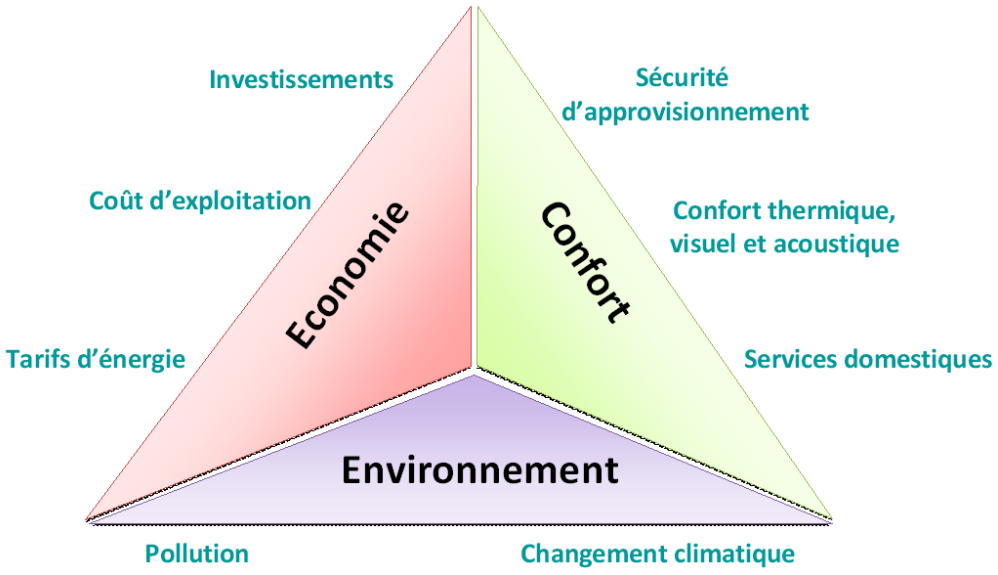


FIGURE 1.3 – Trois critères de la Maîtrise De l'Energie (MDE) dans l'habitat

- **Critères économiques et financiers** - ils englobent les coûts d'investissement et de fonctionnement du système. Les critères considérés peuvent être le retour sur investissement, le coût d'exploitation ou le coût de l'énergie consommée. Ces critères sont fortement tributaires du coût d'achat et de rachat de l'énergie mais aussi de l'investissement dans les appareils ;
- **Enjeux environnementaux** - ils se rapportent essentiellement à la diminution de la pollution au sens des normes écologiques. A l'heure actuelle, il n'y a aucune obligation sur le niveau des émissions des gaz à effet de serre dans le secteur résidentiel-tertiaire. Le développement durable repose sur le sens de responsabilité de chacun. Toutefois il est possible d'envisager dans la perspective du protocole de Kyoto, un quota sur les émissions de gaz polluants pour chaque bâtiment ; ou encore imaginer un mécanisme de certification des bâtiments respectueux de l'environnement.

1.5.2 Variables de décision

Les variables d'optimisation sont un ensemble de grandeurs, souvent le niveau d'une ressource ou d'une activité, dont la valeur optimale sera déterminée par la procédure d'optimisation. Ces variables sont parfois qualifiées de "variables de décision", non aléatoires et contrôlables et qui représentent les degrés de liberté sur lesquels on peut jouer pour atteindre la meilleure performance du système au sens du critère recherché.

Dans un bâtiment, toute possibilité de modifier les paramètres de flux énergétiques constitue un degré de liberté pour la gestion de l'énergie. A titre d'exemple, la diversification des ressources d'énergie dans les bâtiments modernes offre une liberté supplémentaire. Par ailleurs,

dans l'ensemble des équipements du bâtiment, certains possèdent des flexibilités de fonctionnement qui peuvent être contrôlées ou modifiées. En cela, l'énergie puisée dans différentes sources disponibles, ainsi que la consommation des équipements peuvent être modélisées comme des variables de décision dans le problème d'optimisation des flux énergétiques du bâtiment.

1.5.3 Contraintes

Les contraintes sont la traduction mathématique des conditions qu'une solution à un problème d'optimisation doit satisfaire. Elles relèvent souvent des considérations physiques, techniques ou économiques ainsi que d'autres considérations (Pintér, 2002) et circonscrivent l'espace de solutions faisable. En principe, les contraintes imposées à un problème de gestion des flux énergétiques sont typiquement :

- Des contraintes de la disponibilité des ressources énergétiques résultant principalement des limites de fonctionnement des équipements, au même titre que les limites de production et de transmission d'énergie totale des fournisseurs pour les systèmes raccordés au réseau publique. Ce type de contraintes se traduit en général par des inégalités.
- Des contraintes qui veillent au principe de conservation d'énergie aux différents nœuds du système, de même que l'équilibre entre la production et la consommation d'énergie au niveau global du système énergétique. Celles-ci sont formulées par des équations d'égalité.

1.5.4 Paramètres d'optimisation

Les paramètres sont des grandeurs de valeur connue qui constituent les données d'entrée d'un problème d'optimisation. Leur valeur ne change pas au cours du processus d'optimisation et reste stable contrairement aux variables. Le problème de gestion d'énergie dans le bâtiment prend en entrée un ensemble de données qui peuvent être groupées en trois catégories distinctes :

- Les paramètres environnementaux comme la température de l'air, la radiation solaire, la vitesse du vent qui influencent fortement la production des renouvelables. Ils ont également un impact direct sur le besoin énergétique des individus et induisent certains comportements chez eux comme, par exemple, le fait de démarrer le chauffage ou la climatisation. Les paramètres météorologiques sont donc un facteur très important à prendre en compte dans la problématique de gestion de production et de consommation d'énergie dans un bâtiment.
- Les paramètres techniques qui représentent les spécificités des équipements de fourniture

d'énergie du bâtiment comme la puissance maximale admissible, le rendement et autres caractéristiques indispensables pour la bonne exploitation du système.

- Les paramètres économiques qui englobent les différents coûts comme le prix d'achat de l'énergie au fournisseur et éventuellement le montant payé au producteur local pour la revente du surplus et l'autoconsommation de l'énergie renouvelable.

1.6 Différentes classes de problèmes d'optimisation

L'optimisation est découpée en sous-domaines qui se différencient en fonction de la nature des contraintes et de la fonction objectif. Dans les paragraphes qui vont suivre les principales classes des problèmes d'optimisation sont passées en revue. L'étude des structures générales des problèmes est d'autant plus importante qu'elle sera utilisée plus tard dans cette thèse pour formuler le problème de gestion des flux énergétiques.

1.6.1 Programmation linéaire

Le problème de Programmation Linéaire (PL) est un problème d'optimisation dans lequel le critère (la fonction objectif) et les fonctions définissant les contraintes sont toutes de forme linéaire (Dantzig, 1998). Sa résolution consiste à maximiser ou minimiser le critère sur un polyèdre convexe engendré par les contraintes linéaires. Les problèmes d'optimisation linéaires peuvent être écrits sous forme standard :

$$\min_x / \max_x \quad JX \tag{1.1}$$

$$AX = B \tag{1.2}$$

$$X \geq 0 \tag{1.3}$$

où :

- $X \in \mathbb{R}^n$ est le vecteur $(1 \times n)$ des variables réelles $x_1, \cdots, x_n$ à optimiser.
- A représente la matrice des coefficients de dimension $(m \times n)$;
- $B \in \mathbb{R}^n$ est le vecteur $(m \times 1)$ des constantes de second membre.

La programmation linéaire est utilisée dans une large variété d'applications d'ingénierie des systèmes électriques. La planification de systèmes de production (Van Meeteren, 1984), la planification de systèmes d'alimentation (Delson and Shahidehpour, 1992) et l'allocation de puissance réactive (Iba et al., 1988) visant à minimiser les pertes et ajuster le profil de tension grâce à une utilisation judicieuse de condensateurs, sont des types de problèmes en étude des systèmes de puissance qui peuvent être formulés au moyen de la programmation LP.

1.6.2 Programmation linéaire en nombres entiers

Les problèmes de Programmation Linéaire en Nombres Entiers (PLNE) sont une classe particulière des problèmes d'optimisation dans laquelle la fonction objectif et les contraintes sont de forme linéaire mais certaines variables ont des domaines de valeur entière (Dantzig, 1998). La forme canonique des problèmes est :

$$\min_{X,y} / \max_{X,y} = J_1 X + J_2 Y \tag{1.4}$$

$$AX + EY = B \tag{1.5}$$

$$X \geq 0 \tag{1.6}$$

où :

- $X \in \mathbb{R}^n$ est le vecteur $(1 \times n)$ des variables réelles $x_1, \cdots, x_n$ à optimiser.
- $Y \in \mathbb{I}^{n'}$ est le vecteur $(1 \times n')$ des variables discrètes $y_1, \cdots, y_{n'}$ à optimiser.
- A et E représentent des matrices de coefficients de dimension $(m \times n)$ et $(m \times n')$;
- $B \in \mathbb{R}^n$ est le vecteur $(m \times 1)$ des constantes de second membre.

La programmation PLNE est particulièrement adaptée aux problèmes d'optimisation comportant à la fois des prises de décision de nature discrète et variables continues. Elle est une méthode très utilisée en ingénierie, notamment pour l'ordonnancement de processus (Floudas and Lin, 2005). La raison de son succès se situe dans sa capacité à traiter des problèmes de très grande dimension et sa capacité à trouver des optimaux globaux.

1.6.3 Programmation non linéaire continue

En mathématique, la Programmation Non Linéaire (NLP) est le processus de résolution d'un problème d'optimisation dans lequel certaines contraintes ou la fonction objectif ne sont pas linéaires (Bazaraa et al., 2013). Les problèmes NLP avec des variables de décision continues $x_i \in \mathbb{R}$ sont mathématiquement décrits de la façon globale suivante :

$$\min_{x} / \max_{x} \quad f(x) \tag{1.7}$$

$$\text{soumis à} \quad g(x) \leq 0 \tag{1.8}$$

$$h(x) = 0 \tag{1.9}$$

$$x \in X \tag{1.10}$$

où :

- $X \in \mathbb{R}^{u_{\mathbb{R}}}$ est le vecteur $(1 \times u)$ des variables continues d'optimisation ;
- $f(x) : \mathbb{R}^{u_{\mathbb{R}}} \mapsto \mathbb{R}$ est une fonction objectif de valeur scalaire ;
- $g(x) : \mathbb{R}^{u_{\mathbb{R}}} \mapsto \mathbb{R}^v$ est le vecteur $(v \times 1)$ des contraintes d'inégalité ;

– $h(x) : \mathbb{R}^{u_\mathbb{R}} \mapsto \mathbb{R}^w$ est le vecteur $(w \times 1)$ des contraintes d'égalité.

Une application typique de NLP est le problème du dispatch-économique des centrales électriques (Wood and Wollenberg, 2012) où la fonction objectif (1.7) reflète le coût des générateurs présents dans le système. La conservation de l'énergie entraîne des contraintes d'égalité de type (1.9) ; et les limites de puissance des générateurs sont couvertes par des inéquations de la forme (1.8).

1.6.4 Programmation non linéaire en nombre entier

La Programmation Non Linéaire en Nombre Entier (PNLNE) fait référence à la programmation mathématique d'un problème d'optimisation avec des variables continues et discrètes et des non-linéarités dans la fonction objective ou les contraintes (Bussieck and Pruessner, 2003). La forme générique d'un problème MINLP est la suivante :

$$\min_{x,y} / \max_{x,y} \quad f(x,y) \tag{1.11}$$

$$\text{soumis à} \quad g(x,y) \leq 0 \tag{1.12}$$

$$h(x,y) = 0 \tag{1.13}$$

$$x \in X \tag{1.14}$$

$$y \in Y \tag{1.15}$$

où :

– $X \in \mathbb{R}^{u_\mathbb{R}}$ est le vecteur $(1 \times u_\mathbb{R})$ des variables continues d'optimisation ;
– $Y \in \mathbb{I}^{u_\mathbb{I}}$ est le vecteur $(1 \times u_\mathbb{I})$ des variables discrètes d'optimisation ;
– $f(x,y) : \{\mathbb{R}^{u_\mathbb{R}}, \mathbb{I}^{u_\mathbb{I}}\} \mapsto \mathbb{R}$ est une fonction objectif de valeur scalaire ;
– $g(x,y) : \{\mathbb{R}^{u_\mathbb{R}}, \mathbb{I}^{u_\mathbb{I}}\} \mapsto \mathbb{R}^v$ est le vecteur $(v \times 1)$ des contraintes d'égalité ;
– $h(x,y) : \{\mathbb{R}^{u_\mathbb{R}}, \mathbb{I}^{u_\mathbb{I}}\} \mapsto \mathbb{R}^w$ est le vecteur $(w \times 1)$ des contraintes d'inégalité.

L'utilisation de MINLP permet la formulation des problèmes où il est nécessaire d'optimiser simultanément la structure du système (en discret) et les paramètres (en continu)(Bussieck and Pruessner, 2003). Les problèmes MINLP sont très utilisés pour déterminer l'emplacement optimal des générateurs distribués (Kumar and Gao, 2010) et des contrôleurs (Sharma, 2006) dans les systèmes électriques.

1.7 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons posé la problématique de gestion de l'énergie dans le bâtiment. Nous avons ensuite passé en revue les méthodes existantes pour étudier cette problématique. Ces méthodes se focalisent majoritairement sur un aspect particulier de la gestion de l'énergie

soit la gestion de la production, soit la gestion de la consommation. Les chercheurs du pôle énergie dans les bâtiments de l'université de Grenoble se sont investis dans une démarche globale couvrant en même temps ces deux éléments de la gestion. Cela a donné naissance à deux approches de gestion "centralisée" par contrôle/commande et de gestion "distribuée" par les agents dont les avantages et les limites ont été présentés. Dans cette thèse, nous allons proposer une approche centralisée pour la gestion conjointe de la production et de la consommation des flux électriques et thermiques des bâtiments de type résidentiel intégrant la gestion du stockage des véhicules électriques selon la technologie V2H. A la fin du chapitre, nous avons expliqué en quoi le problème de gestion de flux énergétique, qu'il soit centralisé ou distribué, peut se formuler comme un problème d'optimisation que nous avons caractérisé dans la suite.

Chapitre 2

Modelisation des systèmes multi-énergie

Un système physique, y compris un système énergétique, se caractérise par un ensemble d' objets agrégés dans une entité individualisée. Élaborer des modèles écrits sous formes d'équations mathématiques est une étape primordiale de la conception et la gestion des systèmes énergétiques afin d'étudier les interactions entre les différents composants et ensuite pouvoir prédire le comportement du système dans sa globalité. Le présent chapitre traite de la modélisation des structures multi-énergie, ce qui pourrait être le cas d'un bâtiment producteur d'énergie.

2.1 Framework de modélisation « Energy Hub »

Les consommateurs industriels, commerciaux et résidentiels réclament diverses formes de services énergétiques fournis par les différentes infrastructures qui sont classiquement considérés et exploités de manière quasi indépendante. Or, la pénurie des ressources fossiles et les restrictions économiques et écologiques d'une part, et la possibilité d'exploiter de petites technologies de production et de stockage décentralisé de l'énergie d'autre part, tous mettent en avant l'idée de combiner les diverses infrastructures énergétiques. Ceci signifie permettre les couplages et les échanges de puissance entre eux. Ce faisant, plusieurs améliorations en termes d'efficacité des systèmes énergétiques peuvent être attendues au travers d'effets possibles de synergie entre la capacité de transport, de transformation et de stockage des différents vecteurs d'énergie (Geidl et al., 2007)(Krause et al., 2011). D'abord la fiabilité de l'approvisionnement peut être augmentée, car un poste de consommation n'est plus entièrement dépendant d'une seule ressource. En second lieu, des degrés de liberté supplémentaires seront obtenus pour l'optimisation du fonctionnement du système.

Cependant, concevoir et gérer les nouveaux systèmes multi-énergies donne lieu à la nécessité

de modèles et de méthodes permettant l'analyse et l'optimisation des ressources énergétiques intégrées plutôt que de considérer un seul type d'énergie. Le projet « *A vision of future energy networks* », lancé à l'Ecole Polytechnique Fédérale de Zurich, (Favre-Perrod, 2005) a été en mesure de maîtriser cette question avec le concept innovateur d'« *Energy Hub* ». En termes simples, un « *energy hub* » peut être défini comme une unité localisée dans laquelle diverses énergies peuvent être converties, conditionnées et stockées. Il sert d'interface entre les différents producteurs d'énergie y compris les énergies renouvelables locales et les consommateurs. Du point de vue systémique et fonctionnel, un « *energy hub* » ressemble à un réseau quadripôle avec des fonctions d'entrée et de sortie. L'exemple illustré sur la figure 2.1 a ses ports d'entrée alimentés par de l'électricité, du gaz et de chaleur pour lui-même produire de l'électricité, du gaz et de chaleur sur ces ports de sortie. A l'intérieur, un ensemble des technologies de conversion et de stockage d'énergie établit des connexions redondantes entre les entrées et les sorties par couplage des flux d'énergie multiples. Cette redondance se traduit par une disponibilité accrue de l'énergie pour alimenter les charges situées à la sortie. En guise d'illustration, la charge électrique peut être alimentée directement à partir du réseau, soit en générant toute ou partie de l'électricité requise à partir du gaz naturel, soit en tirant sur la batterie. Le fait que différentes sources de puissance puissent être utilisées pour satisfaire aux exigences de consommation à la sortie, nous amène sur le problème de la répartition optimale de flux d'énergie connu sous la nomination anglaise« *Optimal Power Flow Problem* (OPFP) » : Les différentes sources se caractérisent par des coûts, des émissions associées, de la disponibilité et d'autres critères différents, d'où les flux d'entrée et les combinaisons de ceux-ci peuvent être optimisés à des fins spécifiques.

La première mise en œuvre pratique d'un « *energy hub* » remonte à 2007 dans un service municipal en Suisse, qui avait prévu de construire un centre énergétique comportant une installation de gazéification et de méthanisation des copeaux de bois et une usine de co-génération pour alimenter un ensemble d'immeubles et un hôpital (Schulze and Hillers, 2008). Le concept a été repris depuis dans beaucoup d'autres applications telles que la conception des piles à combustible (Hemmes et al., 2007), caractérisation des dispositifs de multi-génération (Chicco and Mancarella, 2006), conception de la stratégie de contrôle pour les systèmes autonomes de production distribuée (Velez et al., 2011), la modélisation et l'optimisation des flux d'énergie dans les systèmes intégrés (Geidl and Andersson, 2007)(Schulze et al., 2008).

L'approche « energy hub » offre un framework de modélisation ouvert et facilement extensible avec une représentation mathématique relativement simple et en même temps capable de décrire toute éventuelle interaction et couplage entre flux d'énergie au sein des systèmes multi-énergie. Il y a un large spectre d'installations réelles qui peuvent être conçues comme un « energy hub ». Celles-ci peuvent aller de la taille d'un seul bâtiment au réseau de production et de distribution d'une ville ou un pays entier (Salimi et al., 2012). Dans la suite

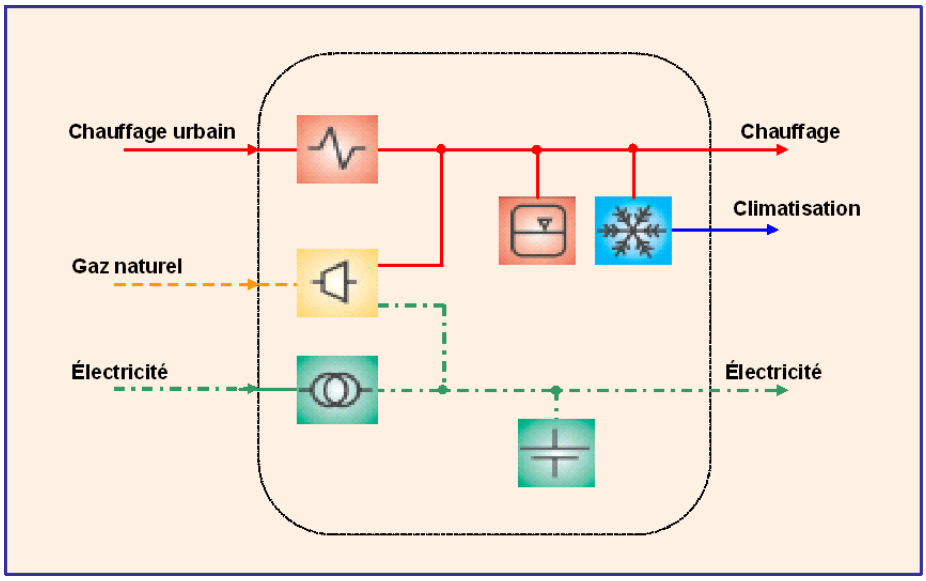


FIGURE 2.1 – Exemple d'un « *energy hub* » avec un transformateur, un cogénérateur chaleur/électricité, un refroidisseur à absorption, un échangeur de chaleur, une batterie et un ballon stockage d'eau chaude

du chapitre, seront décrites et modélisées les diverses fonctionnalités d'un petit « energy hub » à l'échelle d'un bâtiment . Pour cela, nous allons en particulier nous appuyer sur des éléments de synthèse présentés dans les thèses de Geidl (2007) et de Carradore (2011).

2.2 Convention de modélisation

Pour que le problème de gestion de flux énergétiques que nous allons poser dans le chapitre 4 de ce mémoire reste d'un niveau raisonnable de complexité, le cadre de modélisation qui va être développé dans ce chapitre tient compte des hypothèses et simplifications listées ci-dessous :

- Le flux de puissance qui traverse l'appareil de conversion d'énergie n'est influencé que par le rendement de l'appareil et aucune autre grandeur.
- En pratique, l'efficacité des moyens de conversion d'énergie varie avec le débit de puissance à convertir. Or, pour raison de simplicité, le rendement de conversion est supposé être constant.
- Certains phénomènes physiques comme l'effet de vieillissement et l'auto-décharge sont exclus du modèle de stockage.
- Au sein du « energy hub », la perte d'énergie se produit uniquement au niveau des éléments de conversion et de stockage de l'énergie.
- Bien que dans la réalité la consommation de carburant augmente exponentiellement

avec la vitesse de conduite, nous considérons une consommation constante du véhicule électrique indépendante de la vitesse et proportionnelle à la distance parcourue.

Nous utiliserons également les définitions et les notations suivantes au cours du développement des modèles :

- Nous considérons l'ensemble des vecteurs d'énergie $\mathcal{E}$ dont les membres sont dénotés par de petites lettres grecques :

$$\alpha, \beta, \ldots \omega \in \mathcal{E} = \{\text{électricité}(e), gaz(g), chaleur(h) \cdots\} \tag{2.1}$$

- Un « *energy hub* » possède un nombre de convertisseurs d'énergie rassemblés dans un ensemble $\mathcal{C}$:

$$\mathcal{C} = \{1, 2, \cdots, n_c\} \tag{2.2}$$

où n_c indique le nombre total de convertisseurs présents dans l'« *energy hub* ». Nous identifions le sous ensemble $\mathcal{C}_\alpha \subseteq \mathcal{C}$ englobant tous les éléments qui convertissent le vecteur d'énergie α en d'autres types d'énergie :

$$\mathcal{C}_\alpha = \{1, 2, \cdots, n_{c_\alpha}\} \tag{2.3}$$

- Un système « *energy hub* » est également équipé des unités de stockage d'énergie qui sont placés dans un ensemble $\mathcal{S}$:

$$\mathcal{S} = \{1, 2, \cdots, n_s\} \tag{2.4}$$

où n_s indique le nombre total de stockages présents dans l'« *energy hub* ». De la même manière que pour les convertisseurs, le sous ensemble $\mathcal{S}_\alpha \subseteq \mathcal{S}$ regroupe tous les éléments qui stockent l'énergie de nature α :

$$\mathcal{S}_\alpha = \{1, 2, \cdots, n_{s_\alpha}\} \tag{2.5}$$

- Le terme « Mission » est utilisé pour désigner un trajet aller-retour effectué en voiture électrique entre un bâtiment identifié comme la « base » et un point donné. Il est précisé qu'aucune recharge ne sera effectuée au cours de ce parcours. Nous retenons alors en dernier lieu, $\mathcal{M}$ étant l'ensemble des missions affectées au véhicule électrique :

$$\mathcal{M} = \{1, 2, \cdots, n_m\} \tag{2.6}$$

où n_m représente le nombre total de missions quotidiennes à effectuer par le véhicule électrique.

2.3 Approvisionnement en énergie

L'énergie requise par une installation « *energy hub* » peut être acquise aussi bien à partir de ressources centralisées reliées aux réseaux de distribution qu'à partir des sources distribuées et locales comme les renouvelables, des groupes électrogènes, etc. Dans cette section, certaines de ces ressources sont détaillées et modélisées.

2.3.1 Réseau de distribution d'énergie

Les réseaux de transmission et de distribution d'énergie (au sens large et pas seulement d'électricité) désignent toutes les infrastructures nécessaires pour acheminer l'énergie depuis les centres de production vers les zones de consommation. Ils constituent traditionnellement la source primaire d'énergie des consommateurs finaux. Une source fiable et économique qui est théoriquement toujours disponible au contraire des sources renouvelables qui ont un caractère stochastique.

Étudier la structure vaste et complexe des réseaux énergétiques suppose des modèles assez délicats et sophistiqués. Néanmoins, la modélisation du réseau d'énergie peut se faire à différents niveaux d'abstraction suivant la finalité d'utilisation du modèle. En descendant à l'échelle d'un bâtiment, nous nous contenterons d'un modèle très simplifié des réseaux de gaz et d'électricité qui se focalise exclusivement sur une petite portion qui est le point de raccordement avec le consommateur final. A ce niveau, les contraintes techniques qui préoccupent surtout les gestionnaires du réseau dont le niveau de tension et les pertes actives pour l'électricité ou la pression hydraulique et le débit massique pour le gaz, sont négligées dans notre modèle. Les seules limitations que les abonnés subissent, concernent la quantité d'énergie qu'ils prélèvent sur le réseau ou qu'ils y injectent en cas d'une production locale d'énergie renouvelable. Puisque le réseau de distribution est essentiellement dimensionné pour véhiculer un niveau déterminé d'énergie, tout échange d'énergie sur celui-ci doit être contrôlé. La puissance puisée par le client à chaque instant t ne doit jamais excéder la puissance d'abonnement $\bar{P}_\alpha$ qu'il souscrit avec son distributeur :

$$0 \leq P_\alpha(t) \leq \bar{P}_\alpha \qquad \forall \alpha \in \mathcal{E} \tag{2.7}$$

Idem l'électricité renouvelable injectée sur le réseau ne peut jamais aller au delà d'un plafond $\bar{P}_\gamma^{inj}$ appelé la limite de pénétration :

$$0 \leq P_\gamma(t) \leq \bar{P}_\gamma^{inj} \qquad \gamma \subseteq \mathcal{E} = \text{PV, éolienne,} \cdots \tag{2.8}$$

2.3.2 Génération distribuée de renouvelables

Il existe différentes formes et sources d'énergies renouvelables. Dans cette partie, nous nous contenterons des énergies photovoltaïques et éoliennes qui sont les filières les plus exploitées pour produire l'électricité d'origine renouvelable au niveau des bâtiments.

a) Énergie solaire photovoltaïque

La productivité d'une installation Pv dépend essentiellement de la surface et de la puissance des modules installés, mais aussi des conditions locales du climat en l'occurrence l'ensoleillement et la température ambiante. Puisque l'intensité du rayonnement solaire et la température évoluent en permanence, les variations de température $\Delta\theta$, de courant ΔI et de tension ΔV des modules solaires sont calculées à partir du jeu d'équation suivant :

$$\Delta\theta(t) = \theta_a(t) + \frac{R(t)}{800}\Big(NOCT - \theta_{ref}\Big) - \theta_{STC} \tag{2.9}$$

$$\Delta I(t) = \alpha_{sc}\left(\frac{R(t)}{R_{STC}}\right)\left(\Delta\theta(t) + \frac{R(t)}{R_{STC}} - 1\right) I_{sc} \tag{2.10}$$

$$\Delta V(t) = \Big(-\beta_{oc}\,\Delta\theta(t)\Big) - \Big(r_s\,\Delta I(t)\Big) \tag{2.11}$$

avec :

- R : irradiation solaire en W/m^2
- $NOCT$: température normale d'utilisation de la cellule en °C
- θ_a : température de l'air extérieure en °C
- θ_{ref} : température ambiante de référence spécifiée à 20°C
- θ_{STC} : température dans les conditions standards de test spécifiée à 25°C
- I_{sc} : courant court-circuit
- α_{sc} : coefficient de température du courant court-circuit
- R_{STC} : irradiation solaire mesurée sous les conditions standards de test égale à 1000W/m^2
- β_{oc} : coefficient de température du courant circuit ouvert
- r_s : résistance série dans le circuit équivalent

La puissance continue fournie par chaque module Pv sous une condition météo donnée peut être obtenue par la formule suivante :

$$P_{mod}(t) = \Big(V_{oc} + \Delta V(t)\Big)\Big(I_{sc} + \Delta I(t)\Big) \tag{2.12}$$

- V_{oc} : représente la tension à circuit ouvert (tension à vide).

La puissance totale délivrée par une installation composée de n_p panneaux est donc égale à :

$$P_{pv}(t) = P_{mod}(t)\,n_p \tag{2.13}$$

b) Énergie éolienne

L'énergie éolienne consiste à tirer l'énergie cinétique du vent au moyen d'une hélice montée sur un mât et couplée à un générateur électrique pour fabriquer du courant continu (DC) ou alternatif (AC). Le niveau d'électricité développé par un aérogénérateur est fonction surtout de la vitesse du vent et de sa puissance nominale. Selon Berthold et al. (2011), la puissance théoriquement récupérable d'une éolienne peut être déterminée par :

$$P_w = \frac{1}{2}\,\rho\,S\,v^3(t)\,C_p \tag{2.14}$$

avec :

- ρ : masse volumique de l'air (environ $1,23$ kg/m^3 à 15°c)
- S : surface balayée par les pales en m^2
- v : vitesse du vent en m/s
- C_p : coefficient de performance

2.4 Conversion d'énergie

Des procédés de conversion d'énergie d'une forme à une autre se produisent régulièrement comme des phénomènes courants dans la nature à l'image de l'évaporation de l'eau par le rayonnement du soleil. Dans le monde de la technologie, le terme est plus spécifiquement employé pour des opérations d'origine humaine où l'énergie est rendue utile pour un travail spécifique au moyen d'appareils électro-mécaniques dits "convertisseurs". La combustion du charbon dans les centrales pour convertir l'énergie thermique en électricité ou encore la transformation de l'énergie thermique dégagée par la combustion de l'essence en énergie mécanique dans le moteur d'automobile en sont des exemples. En règle générale, on peut distinguer deux formes de conversion :

- **La conversion simple** permettant de passer d'une forme d'énergie à une autre. Un exemple fréquent de ce procédé est la transformation de l'énergie chimique d'un combustible en chaleur dans une chaudière.
- **La conversion multi-physique** dans laquelle une formes d'énergie entrant se transforme en plusieurs autres types d'énergie différents. La production simultanée d'électricité et de chaleur dans les centrales de cogénération en est un exemple emblématique.

La figure 2.2 schématise le fonctionnement d'un dispositif basique de conversion d'énergie qui reçoit le vecteur d'énergie α et délivre l'énergie de type β avec un certain rendement $\eta_{\alpha\beta}$. La corrélation entre la puissance d'entrée P_α^{in} et la puissance sortie P_β^{out} peut être décrite par la relation de couplage suivante :

FIGURE 2.2 – Conversion simple de l'énergie avec la puissance d'entrée P_α^{in} et la puissance de sortie P_β^{out}

$$P_\beta^{out} = P_\alpha^{in}\,\eta_{\alpha\beta} \qquad \{\forall \alpha, \beta \in \mathcal{E}\,|\alpha \neq \beta\} \tag{2.15}$$

Remarque : les transformations électriques DC/AC et vice versa, peuvent être perçues comme des cas spéciaux de conversion d'énergie dans lesquels la nature de l'énergie reste intacte, tel que $\alpha = \beta$, mais la source d'énergie est modulée afin d'obtenir un signal alternatif ou continu de fréquence désirée.

L'équation (2.15) nous montre que les flux de puissance entre entrée et sortie du convertisseur, sont couplés uniquement par le biais du rendement de l'appareil, mais ce n'est malgré-tout pas aussi simple. En effet, il est possible que dans certaines configurations l'apport total d'un vecteur d'énergie soit partagé entre plusieurs convertisseurs. La figure 2.3 est représentative de ce concept avec le flux entrant d'énergie P_α^{in} qui se réparti entre n_{c_α} convertisseurs. Le soit-disant "facteur de répartition" $\Gamma_{\alpha,i}$, spécifie combien du flux total P_α^{in} s'écoule dans le convertisseur $i \in \mathcal{C}_\alpha = \{1, 2, \cdots, n_{c_\alpha}\}$:

$$P_{\alpha,i}^{in} = P_\alpha^{in}\,\Gamma_{\alpha,i} \tag{2.16}$$

La loi de conservation d'énergie à la jonction du flux d'entrée impose les deux exigences suivantes aux facteurs de répartition :

1. étant donné que chaque branche est porteuse de juste une partie du flux total d'entrée, tous les facteurs de répartition doivent vérifier :

$$0 \leq \Gamma_{\alpha,i} \leq 1 \qquad \forall \alpha \in \mathcal{E}, \forall i \in C_\alpha \tag{2.17}$$

2. la somme des facteurs de répartition associés à une même jonction est égale à un :

$$\sum_{i \in \mathcal{C}_\alpha} \Gamma_{\alpha,i} = 1 \tag{2.18}$$

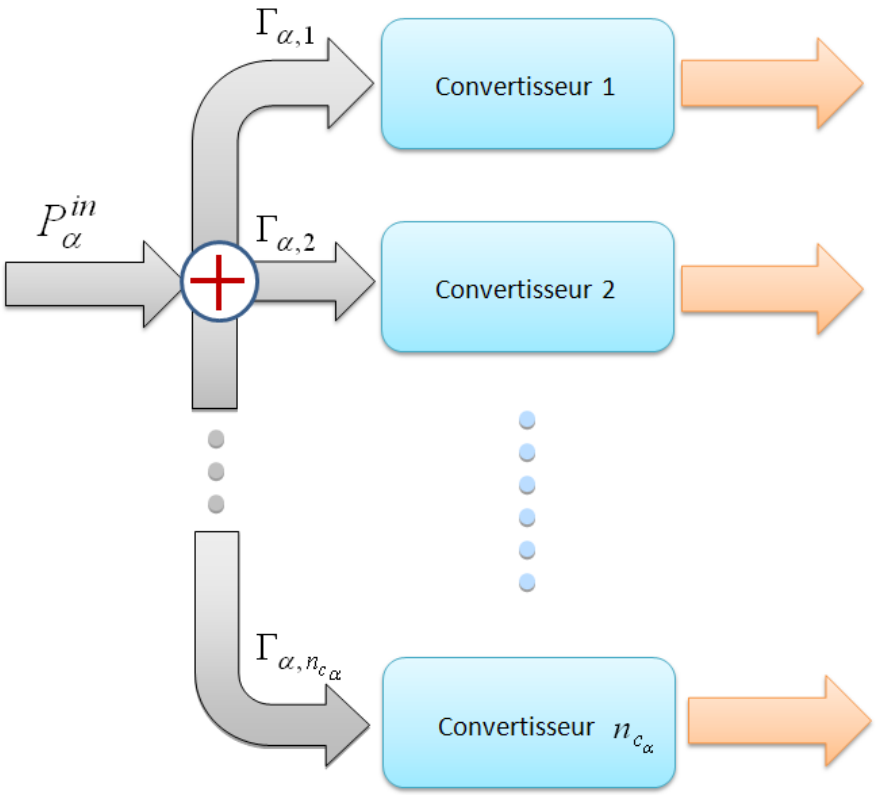


FIGURE 2.3 – Répartition du flux total d'énergie P_α^{in} à la jonction d'entrée de plusieurs convertisseurs

2.5 Stockage d'énergie

La capacité de stockage de l'énergie est l'une des principales caractéristiques de l'« energy hub » qui permet de sécuriser l'alimentation des charges. Si les sources primaires d'énergie (gaz, pétrole, charbon,...) se retrouvent sous forme de réserves à l'état naturel, il n'en va pas de même pour les énergies secondaires comme l'électricité et la chaleur dont l'action de stockage nécessite des équipements spécifiques.

Un système de stockage, quelque soit la nature d'énergie qu'il peut contenir, et tel qu'il est représenté dans la figure 2.4, est composé d'une "interface" et de ce que nous appelons un "stockage interne" ou "idéal". Au moment de traverser l'interface de stockage, le flux d'énergie évolue et se perd en chaleur en partie. L'interface de stockage peut être modélisée de façon similaire à un dispositif de conversion. Le rapport de puissance entre les deux côtés de l'interface de stockage est donnée par :

$$\tilde{P}_\alpha^s = e_\alpha \, P_\alpha^s \qquad \forall \alpha \in \mathcal{E} \tag{2.19}$$

Le terme e_α indique la manière avec laquelle la puissance interne $\tilde{P}_\alpha^s$ d'un système de stockage contenant l'énergie de type α est affectée en ayant échangé réellement la puissance P_α^s avec le

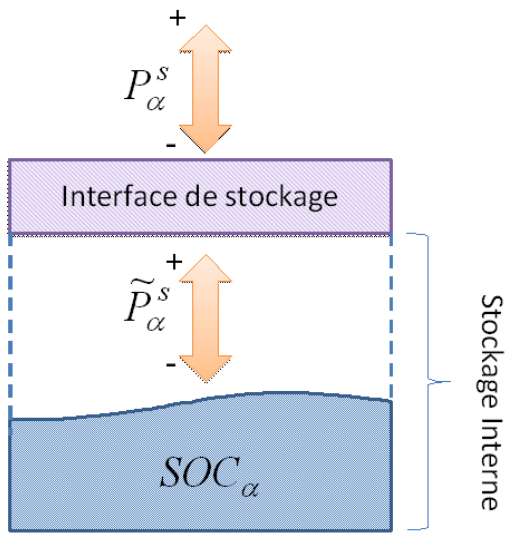


FIGURE 2.4 – Flux de puissance à travers l'interface de stockage

milieu externe. Ce facteur se définit en fonction de la direction du flux de puissance, c'est à dire, en fonction du fait que le stockage est chargé ou déchargé :

$$\begin{cases} \text{si} \quad P_\alpha^s \geq 0(\text{charge}) & \text{alors} \quad e_\alpha = \eta_\alpha \\ \text{si} \quad P_\alpha^s < 0(\text{décharge}) & \text{alors} \quad e_\alpha = \frac{1}{\eta_\alpha} \end{cases} \tag{2.20}$$

La charge résiduelle à l'intérieur du stockage autrement dit son état de charge SOC après un certain temps de fonctionnement T est égale à son contenu initial plus l'intégrale sur le temps de la puissance :

$$SOC_\alpha(T) = SOC_\alpha(0) + \int_0^T \tilde{P}_\alpha^s(t).dt \tag{2.21}$$

En discrétisant la formule de l'état de charge continue sur des périodes de temps de longueur Δ, le contenu du stockage au bout de chaque période t est calculable grâce à l'équation 2.22 :

$$SOC_\alpha(t) = SOC_\alpha(t-1) + \Delta\tilde{P}_\alpha^s(t) \tag{2.22}$$

2.5.1 Cas particulier du stockage mobile du véhicule

Contrairement aux moyens de stockage stationnaire habituellement utilisés dans les applications bâtiments, l'accès à la capacité de stockage d'un véhicule électrique est périodique et se limite aux moments où le véhicule n'est pas utilisé pour transporter les individus. Il est donc fondamental de tenir compte des contraintes liées à la mobilité du véhicule lors de ses phases d'utilisation. La figure 2.5 illustre la position temporelle d'un voyage $\mu \in \mathcal{M}$ à effectuer par le véhicule, commençant au moment $Str(\mu)$ pour une durée de $\tau(\mu)$. Nous

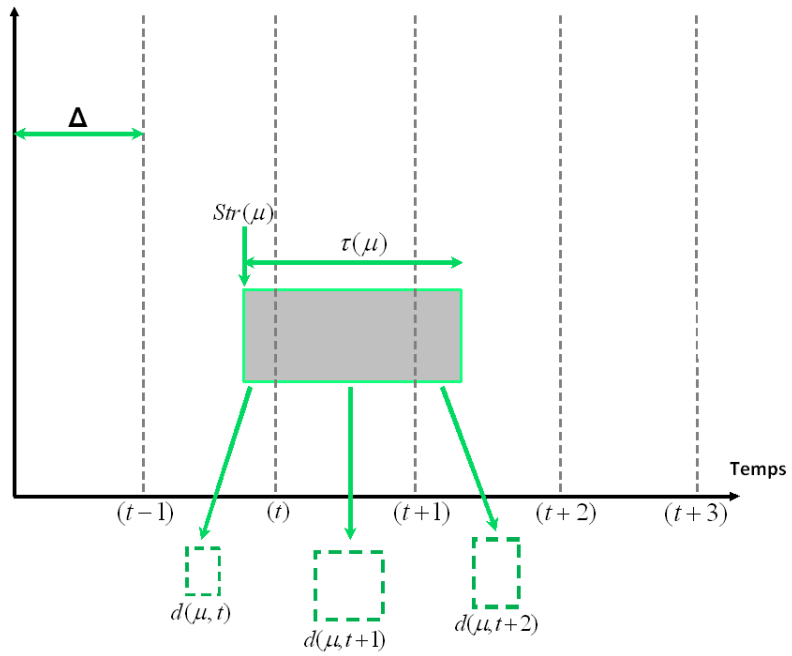


FIGURE 2.5 – Étalement d'un voyage effectué par véhicule électrique dans le temps

définissons la durée potentielle $d'(\mu, t)$ du déplacement qui est en effet la fraction de la période dans l'intervalle de temps $[(t-1)\Delta, t\Delta[$ pendant laquelle la mission μ se déroule. Lopez et al. (1996) démontrent que celle-ci peut être fournie par l'expression suivante :

$$d'(\mu, t) = \min\Big[\Big(str(\mu) + t + \tau(\mu)\Big), (t+1)\Delta\Big] - \max\Big[str(\mu), t\Delta\Big] \tag{2.23}$$

La durée devient effective si d' est positive et en introduisant en plus :

$$d(\mu, t) = \max\Big[d'(\mu, t), 0\Big] \tag{2.24}$$

Il est claire qu'au cours du déplacement quand le véhicule est déconnecté du bâtiment, il ne peut ni recharger sa batterie ni mettre en commun son énergie embarquée pour alimenter le bâtiment via V2H. Le taux de disponibilité de la batterie peut être déduit à partir de la durée $d(\mu, t)$ et grâce à la relation (2.25) :

$$\zeta(t) = 1 - \sum_{\mu \in \mathcal{M}} d(\mu, t) \tag{2.25}$$

Tout échange d'énergie entre le bâtiment et le véhicule doit se faire proportionnellement à la disponibilité de ce dernier, ce que l'on peut traduire par la formule suivante :

$$\zeta(t) P_e^{d,max} \leq P_e^s(t) \leq \zeta(t) P_e^{c,max} \qquad e = \text{électricité} \tag{2.26}$$

Lorsque le véhicule est conduit sur la route, une partie de la charge stockée dans la batterie

est consommée pour entraîner le moteur électrique du véhicule. Donc, pendant que le véhicule est en arrêt et connecté au bâtiment la charge et la décharge de la batterie doivent être programmées avec une fiabilité telle que l'automobiliste ait la garantie de pouvoir effectuer les trajets prévus.

La puissance demandée par le véhicule pour effectuer une mission μ est fonction de la durée de la mission $\tau(\mu)$, la distance à parcourir $D(\mu)$ et la consomation moyenne d'un moteur électrique C_{ve} évaluée autour de 250 Wh/km dans (Kempton and Tomicé, 2005) . Elle est calculée par le ratio suivant :

$$P(\mu) = C_{ve} \frac{D(\mu)}{\tau(\mu)} \qquad \forall \mu \in \mathcal{M} \tag{2.27}$$

Connaissant la puissance nécessaire pour accomplir chaque voyage, la formule utilisée pour calculer l'énergie consommée par le véhicule électrique pendant chaque période de temps est :

$$E_{ve}(t) = \sum_{\mu \in \mathcal{M}} P(\mu)\, d(\mu, t) \tag{2.28}$$

Considérant la consommation du véhicule sur la route en plus de l'énergie que celui-ci échange avec le système bâtiment, l'équation régissant le dynamisme de l'énergie électrique contenue dans la batterie de traction est la suivante :

$$SOC_e(t) = SOC_e(t-1) + \Delta \tilde{P}_e^s(t) - E_{ve}(t) \tag{2.29}$$

En principe, la durée de vie et l'efficacité d'un système de stockage électrique dépendent étroitement du mode de chargement et de déchargement qu'il subit. Surcharger ou décharger profondément le système de stockage provoque des dommages irréversibles et raccourcit sa durée de vie utile. En cela, la puissance qu'il échange P_α^s doit toujours être contrôlée pour ne pas dépasser une certaine limite :

$$P_e^{d,max} \leq P_e^s \leq P_e^{c,max} \tag{2.30}$$

- $P_\alpha^{c,max}$ dénote la puissance maximale de charge
- $P_\alpha^{d,max}$ dénote la puissance maximale de décharge du stockage.

Encore pour des raisons de protection, la batterie électrique doit toujours préserver un minimum de charge $S\underline{O}C_\alpha$ pour éviter la décharge profonde. Par ailleurs, le niveau de charge supportée ne peut excéder un niveau supérieur à $S\overline{O}C_\alpha$. Ainsi, l'état de charge du moyen de stockage doit être toujours maintenu dans une plage spécifiée par :

$$S\underline{O}C_e \leq SOC_e(t) \leq S\overline{O}C_e \tag{2.31}$$

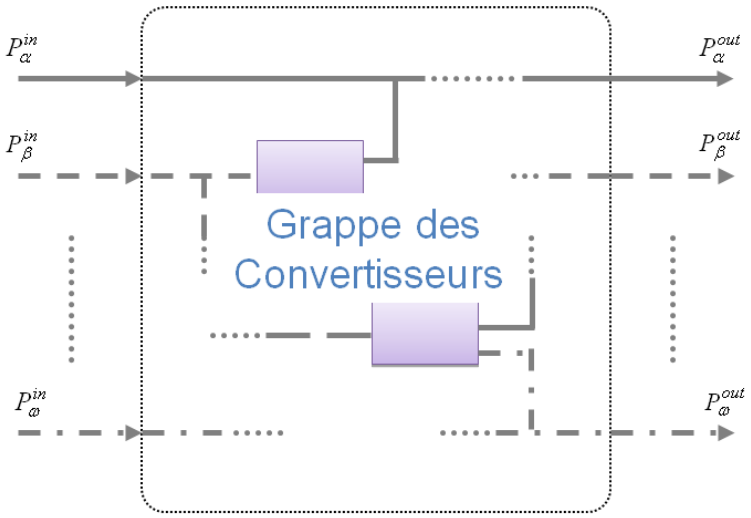


FIGURE 2.6 – Arrangement des dispositifs de conversion au sein d'un « energy hub »

2.6 Modèle intégré d'energy hub

Considérons une unité énergétique où de multiples énergies d'entrée sont converties en de multiples énergies de sortie. Cette conversion peut se faire soit par un seul appareil, soit par une combinaison des appareils avec des entrées et des sorties dédiées, c'est à dire, comme dans l'« *energy hub* » représenté dans la figure 2.6. Rassembler toutes les puissances entrées $P_\alpha^{in}, P_\beta^{in}, \cdots, P_\omega^{in}$ dans un vecteur $\mathbf{P^{in}}$ et toutes les puissances de sortie $P_\alpha^{out}, P_\beta^{out}, \cdots, P_\omega^{out}$ dans un vecteur $\mathbf{P^{out}}$, permet de formuler le modèle de conversion à multiples entrées et sorties couvrant tous les couplages port à port en analogie avec la formule (2.15) de manière suivante :

$$\underbrace{\begin{bmatrix} P_\alpha^{out} \\ P_\beta^{out} \\ \vdots \\ P_\omega^{out} \end{bmatrix}}_{\mathbf{P^{out}}} = \underbrace{\begin{bmatrix} \Gamma_{\alpha,i}\,\eta_{\alpha\alpha} & \Gamma_{\beta,i}\,\eta_{\beta\alpha} & \cdots & \Gamma_{\omega,i}\,\eta_{\omega\alpha} \\ \Gamma_{\alpha,i}\,\eta_{\alpha\beta} & \Gamma_{\beta,i}\,\eta_{\beta\beta} & \cdots & \Gamma_{\omega,i}\,\eta_{\omega\beta} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Gamma_{\alpha,i}\,\eta_{\alpha\omega} & \Gamma_{\beta,i}\,\eta_{\beta\omega} & \cdots & \Gamma_{\omega,i}\,\eta_{\omega\omega} \end{bmatrix}}_{\mathbf{C}} \underbrace{\begin{bmatrix} P_\alpha^{in} \\ P_\beta^{in} \\ \vdots \\ P_\omega^{in} \end{bmatrix}}_{\mathbf{P^{in}}} \tag{2.32}$$

La matrice $\mathbf{C}$ appelée "matrice de couplage", décrit mathématiquement la corrélation entre chaque paire des vecteurs d'énergie à l'entrée et à la sortie de la grappe des convertisseurs. Les éléments de cette matrice considérent à la fois l'efficacité de conversion des convertisseurs et la partition interne des flux d'énergie, avec les dits facteurs de répartition, pour relier une entrée spécifique à une sortie spécifique. Un système « *energy hub* » peut aussi comporter une variété d'unités de stockage qui peuvent se situer aussi bien en amont des convertisseurs qu'en aval. La figure 2.7 montre une section d'un « energy hub » avec un dispositif de conversion interposant deux unités de stockage. La puissance fournie à l'entrée P_α^{in} est affectée par le flux

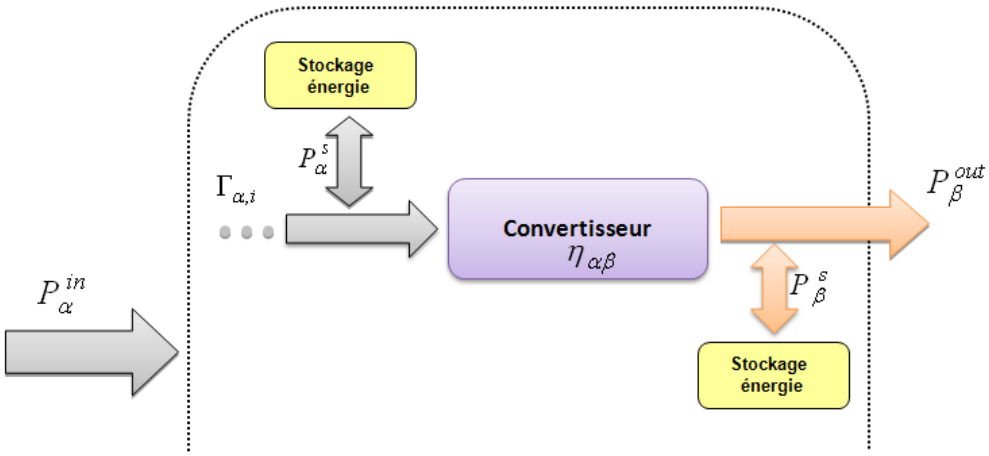


FIGURE 2.7 – Influence du flux de stockage sur la puissance d'entrée et de sortie du « *energy hub* »

de stockage amont P_α^s avant d'atteindre le convertisseur. Une fois traversé le convertisseur, le flux de puissance est cette fois influencé par le flux de stockage aval P_β^s avant de sortir. L'équation correspondante au flux de puissance de sortie est la suivante :

$$P_\beta^{out} = (P_\alpha^{in}\,\Gamma_{\alpha,i} - P_\alpha^s)\eta_{\alpha\beta} - P_\beta^s \tag{2.33}$$

La formule ci-dessus peut être développée comme suit :

$$P_\beta^{out} = P_\alpha^{in}\,\Gamma_{\alpha,i}\,\eta_{\alpha\beta} - P_\alpha^s\,\eta_{\alpha\beta} - P_\beta^s \tag{2.34}$$

Toute l'influence de l'opérations de stockage peut par superposition être résumée dans un seul flux de stockage équivalent $P_\beta^{s,eq}$:

$$P_\beta^{out} = (P_\alpha^{in}\,\Gamma_{\alpha,i}\,\eta_{\alpha\beta}) - \underbrace{(P_\alpha^s\,\eta_{\alpha\beta} + P_\beta^s)}_{P_\beta^{s,eq}} \tag{2.35}$$

En ajoutant le vecteur des flux de stockage équivalent $\mathbf{P^{s,eq}}$ à la notation matricielle (2.32), le modèle complet d'un energy hub composé de n_c appareils de conversion et de n_s unités de stockage prend la forme suivante :

$$\underbrace{\begin{bmatrix} P_\alpha^{out} \\ P_\beta^{out} \\ \vdots \\ P_\omega^{out} \end{bmatrix}}_{\mathbf{P^{out}}} = \underbrace{\begin{bmatrix} \Gamma_{\alpha,i}\,\eta_{\alpha\alpha} & \Gamma_{\beta,i}\,\eta_{\beta\alpha} & \cdots & \Gamma_{\omega,i}\,\eta_{\omega\alpha} \\ \Gamma_{\alpha,i}\,\eta_{\alpha\beta} & \Gamma_{\beta,i}\,\eta_{\beta\beta} & \cdots & \Gamma_{\omega,i}\,\eta_{\omega\beta} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Gamma_{\alpha,i}\,\eta_{\alpha\omega} & \Gamma_{\beta,i}\,\eta_{\beta\omega} & \cdots & \Gamma_{\omega,i}\,\eta_{\omega\omega} \end{bmatrix}}_{\mathbf{C}} \underbrace{\begin{bmatrix} P_\alpha^{in} \\ P_\beta^{in} \\ \vdots \\ P_\omega^{in} \end{bmatrix}}_{\mathbf{P^{in}}} - \underbrace{\begin{bmatrix} P_\alpha^{s,eq} \\ P_\beta^{s,eq} \\ \vdots \\ P_\omega^{s,eq} \end{bmatrix}}_{\mathbf{P^{s,eq}}} \tag{2.36}$$

2.7 Conclusion

Combiner des vecteurs énergétiques différents permet de bénéficier du potentiel inexploité lié à une possible synergie entre ceux-ci . Ceci doit donc aboutir à une amélioration des systèmes de puissance par rapport à la situation actuelle, y compris l'augmentation de la fiabilité d'approvisionnement. L'approche « *energy hub* » présente un outil performant pour l'analyse intégrée de la production, du stockage, de la conversion et de la consommation des flux d'énergie de nature différente au sein de nouveaux systèmes multi-énergie. L'intérêt pratique de cette approche réside dans une représentation mathématique simple et accessible. Son modèle matriciel extensible est capable de décrire toutes les interactions possibles entre les flux multi-énergies au sein d'un système de taille quelconque. Sur la base de ce modèle intégré, le couplage optimal entre les flux d'énergie multiples peut être obtenu eu égard à divers critères tels que le coût, l'efficacité énergétique, la sécurité, et d'autres paramètres.

Dans ce chapitre, nous avons modélisé les différents éléments composant (moyen de production, stockage, conversion) un petit « *energy hub* » à l'échelle d'un bâtiment résidentiel. La contribution que nous apportons au concept « *energy hub* » est d'y ajouter la capacité de stockage mobile d'un véhicule électrique. Pour cela, un modèle bidirectionnel de la batterie embarquée a été proposé en tenant compte des contraintes liées à la mobilité du véhicule. Il permet l'échange mutuel de l'énergie électrique entre le bâtiment et le véhicule électrique quand ce dernier est en stationnement. Les modèles élaborés seront utilisés dans le chapitre suivant pour écrire un problème d'optimisation des flux multi-énergies dans un logement connecté au véhicule électrique avec l'alimentation électrique V2H.

Chapitre 3

Formulation du problème de gestion optimal

Concevoir un système de gestion des flux énergétiques dans le bâtiment commence par établir une formulation précise du problème afin de rendre possible la conception de systèmes de pilotage optimal des flux énergétiques. Leur rôle sera de déterminer le meilleur plan d'affection de l'énergie au sens de critères donnés par les habitants. Il n'y a cependant pas une formulation globale du problème d'optimisation des flux d'énergie (OPFP) qui soit généralisable à toute configuration de système bâtiment. Chaque ajout ou retrait d'équipement induit une reformulation du problème : ajouter de nouvelle contraintes ou modifier des anciennes. Ce chapitre est consacré à la formulation d'une instance de problème OPFP pour le cas spécifique d'un logement résidentiel doté d'une multitude d'équipements de fourniture d'énergie et d'une connexion bidirectionnelle avec un véhicule électrique.

3.1 Eléments pris en compte dans le modèle d' optimisation

3.1.1 Subvention à l'autoconsommation

Le problème OPFP trouve son intérêt dans la gestion des moyens de production locale d'énergie. Le gestionnaire d'énergie doit décider quand il est intéressant de produire de l'énergie et de comment la consommer. Dans le cas d'un générateur photovoltaïque (PV), la question n'est pas de décider de la production mais de la destination de l'électricité produite : soit elle est consommée sur place, soit elle est revendue au réseau. Dans certains pays comme l'Allemagne ou le Japon, l'énergie PV consommée sur le lieu de production est subventionnée par l'état. Cette politique conduit les producteurs locaux de limiter et même à annuler l'achat de kWh au fournisseur d'électricité à certaines heures de la journée. La figure 3.1 schématise

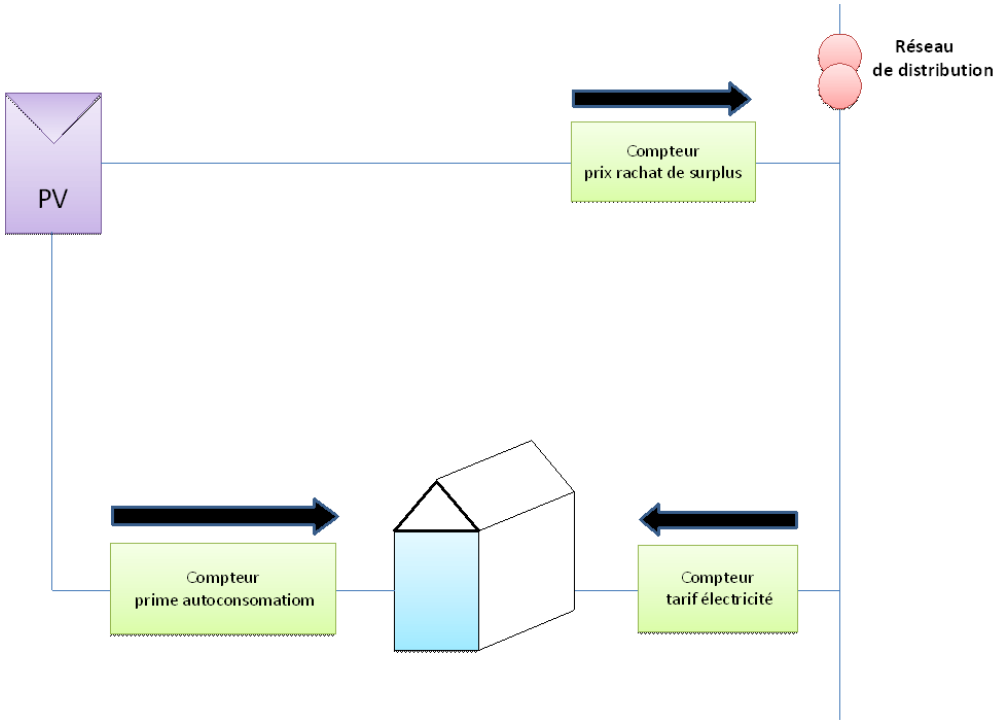


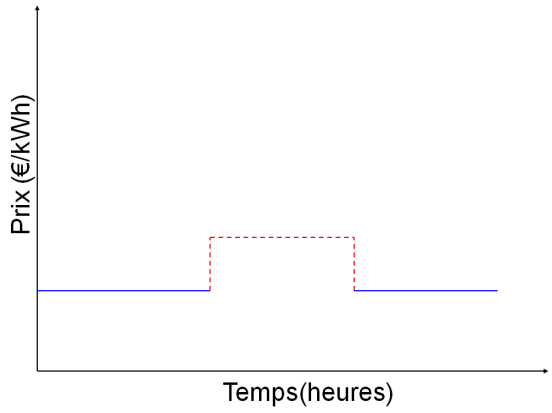
FIGURE 3.1 – Principe de tarification allemand avec autoconsommation du PV

le principe de la valorisation locale de l'énergie PV en Allemagne. Dans ce cas, l'installation PV est munie de deux compteurs dont un pour comptabiliser la consommation et l'autre pour chiffrer la revente du surplus. Le bonus à l'autoconsommation n'existe pas pour l'instant en France mais est appelé à se développer comme un modèle économique alternatif pour relancer le déploiement d'installations solaires résidentielles qui sont entrain de perdre en rentabilité et en attractivité à cause du changement dans la politique de soutien, en particulier, à cause de la baisse régulière et systématique de tarif du rachat de la production photovoltaïque. Nous allons formuler le problème de gestion de l'énergie en tenant compte du modèle de tarification de l'énergie photovoltaïque allemand avec vente du surplus et prime d'autoconsommation.

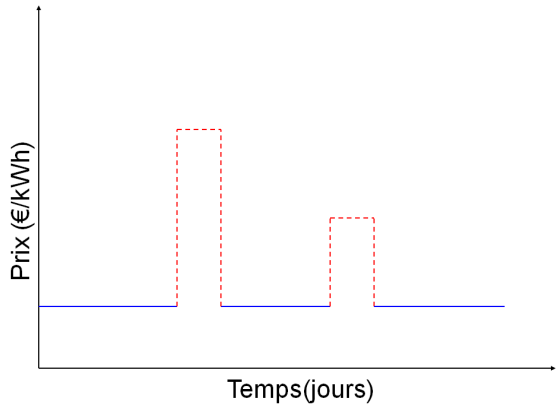
3.1.2 Tarif dynamique de l'électricité

A ce jour, il n'y a pas de mécanisme unique de facturation de l'énergie électrique. Chaque pays fait le choix d'un mécanisme qui lui semble plus compatible avec la nature de ses moyens de production, le comportement des consommateurs et ses priorités écologiques. Tous les mécanismes de facturation peuvent être classés en deux grandes catégories :

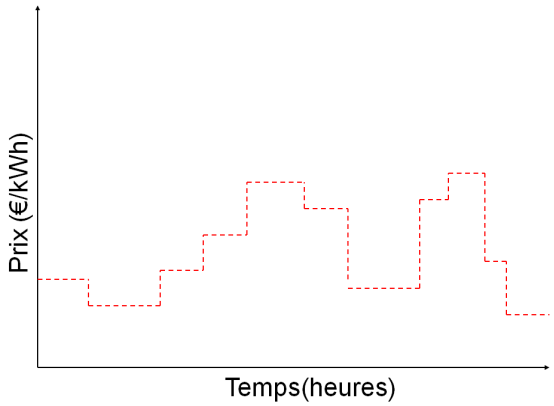
- Le principe « *Flat-Rate* »selon lequel le client paye un prix de l'électricité consommée fixe et prédéfini dans le contrat conclu avec le distributeur local d'énergie. Ce mécanisme est le mode de tarification le plus courant.



(a) Time Of Use



(b) Critical Peak Pricing



(c) Real-Time-Pricing

FIGURE 3.2 – Représentation schématique des tarifications dynamiques en vigueur

- Le principe « *Dynamic Pricing* »où le client est soumis à des prix qui évoluent au fil du temps. Il comprend trois modèles tarifaires :

  a) Le modèle « *Time Of Use* (TOU) »pratique des prix différents pour différentes périodes prédéfinies de la journée. Dans le cas le plus simple, deuxblocs de temps sont définis comme illustré sur la figure 3.2(a). L'électricité coûte plus cher en période de pointe. La France exploite ce qui est probablement l'exemple le plus réussi d'une tarification TOU. L'option Heures Pleines/Heures Creuses d'EDF a été appliquée en 1956 aux grands clients industriels et répercuté sur les clients résidentiels depuis 1965 (Albadi and El-Saadany, 2008).

  b) Le « *Critical Peak Pricing* (CPP) »est conçu pour faire face aux situations d'urgence créées par une demande excessive durant certaines périodes de l'année. Des tarifs plus élevées sont réservés à un nombre limité de jours (souvent 10 à 20 jours), jugés "critiques" (Herter, 2007). En 1996, EDF a lancé un programme de prix CPP appelé "Tempo" dans lequel l'année est divisée en trois types de jours (Gyamfi et al.). Nous en parlerons davantage dans le chapitre suivant.

c) Le « *Real Time Pricing* (RTP) »permet de faire fluctuer le prix de l'électricité sur une base horaire et en fonction du coût réel de production (voir figure 3.2(c)). Les consommateurs sont informés des prix variables un jour ou quelques heures à l'avance (Albadi and El-Saadany, 2008).

La gestion optimisée de l'énergie présentée dans ce mémoire prend tout son intérêt et pertinence dans le cas d'un tarif dynamique de l'énergie consommée. C'est la raison pour laquelle nous allons nous intéresser à des tarifs de type RTP pour modéliser le prix de l'électricité, en faisant hypothèse que le consommateur connait la grille de tarif pour la journée suivante.

A l'heure actuelle, le principe RTP est rarement pratiqué au niveau du marché de détail car il suppose une interaction étroite entre les entreprises de service et les clients. Toutefois, de nouvelles études ont été lancées pour développer les prix RTP aux marché de détail dans le cadre du paradigme de réseau intelligent. On pourrait donc s'attendre à ce que dans un avenir proche, ce mode de tarification commence à s'appliquer aux consommateurs finaux (Mohsenian-Rad and Leon-Garcia, 2010).

3.1.3 Inélasticité des charges ménagères

L'ensemble des charges électriques et thermiques induite par les équipements électroménagers ainsi que l'installation de chauffage sont considérés ici comme "'inélastiques" (Geidl, 2007), c'est-à-dire, les appareils consomment une puissance constante dans un intervalle de temps.

3.1.4 Véhicule électrique en contexte V2H

Le véhicule électrique est régulièrement connecté (lors de stationnements) et déconnectée (lors de déplacement) du système de gestion d'énergie du bâtiment. Pour pouvoir exploiter judicieusement la capacité de stockage service du V2H, il va falloir prévoir avec précision les moments de la journée durant lesquels le véhicule va être stationné. Pour relever ce défi, nous allons supposer que tous les voyages en voiture électrique sont planifiés auparavant et que les temps de départ et de retour sont connus. Les déplacements imprévus pourront être gérés par un mécanisme réactif différent. La possibilité de recharger la batterie durant les missions n'est pas prise en compte. Lors d'un retour de mission, la voiture est immédiatement branchée au bâtiment par le biais d'une station de recharge qui établit une relation bilatérale avec la batterie pour la charger ou la décharger suivant les consignes envoyées par le système de gestion d'énergie.

3.2 Description du cas d'étude

Le système d'énergie pour lequel nous allons mettre en œuvre une stratégie de gestion optimale est une mise en application théorique d'un système V2H. Elle associe un bâtiment fictif à des usages spécifiques de l'électricité et à une voiture électrique à disposition des habitants pour assurer leur mobilité quotidienne sur de courtes et moyennes distances. Le logement est supposé être situé dans l'agglomération Grenobloise et être raccordé au réseau de distribution d'électricité et de gaz avec des abonnements de 5 kW pour chaque énergie. La figure 3.3 représente l'installation de fourniture d'énergie de la maison dans l'optique d'un « energy hub »composé de :

- Un champ photovoltaïque composé de 24 panneaux disposés sur la toiture. Il permet de satisfaire une partie des besoins électriques des habitants à partir d'une énergie décarbonée et durable. Selon la consommation interne du site, l'électricité PV peut être consommée sur place ou renvoyée sur réseau. Dans le cas où les panneaux solaires développent plus d'énergie qu'il en faut pour faire face à la demande, l'excédent part sur le réseau moyennant une revente. Le facteur de repartition Γ_{pv} détermine la part vendue et auto-consommée de la production solaire. Considérant le schéma donnée de la circulation des flux énergétiques, la quantité d'électricité localement consommée par le producteur est donnée par :

$$P_{pv}^{c} = P_{pv}\,(1 - \Gamma_{pv})\,\eta^{inv} \tag{3.1}$$

  et la quantité d'énergie vendue au fournisseur est égale à :

$$P_{pv}^{v} = P_{pv}\,\Gamma_{pv}\,\eta^{inv} \tag{3.2}$$

- Une chaudière qui est le principal moyen pour chauffer l'espace intérieur du bâtiment. Elle convertit le gaz urbain en chaleur avec le rendement η^{CG}. L'équation (3.3) est utilisée pour calculer la puissance thermique engendrée par la chaudière :

$$P_{h}^{CG} = Pg\,(1 - \Gamma_{g})\,\eta^{CG} \tag{3.3}$$

- Un micro co-générateur à gaz de type CHP « *Combined Heat and Power* » qui génère simultanément de l'électricité et de la chaleur. Il se caractérise par son rendement gaz-électrique η_{ge}^{CHP} et son rendement gaz-chaleur η_{gh}^{CHP}. La chaleur et l'électricité produites par le système CHP sont calculées à partir des équations (3.4) et (3.5) :

$$P_{e}^{CHP} = Pg\,\Gamma_{g}\,\eta_{ge}^{CHP} \tag{3.4}$$

$$P_{h}^{CHP} = Pg\,\Gamma_{g}\,\eta_{gh}^{CHP} \tag{3.5}$$

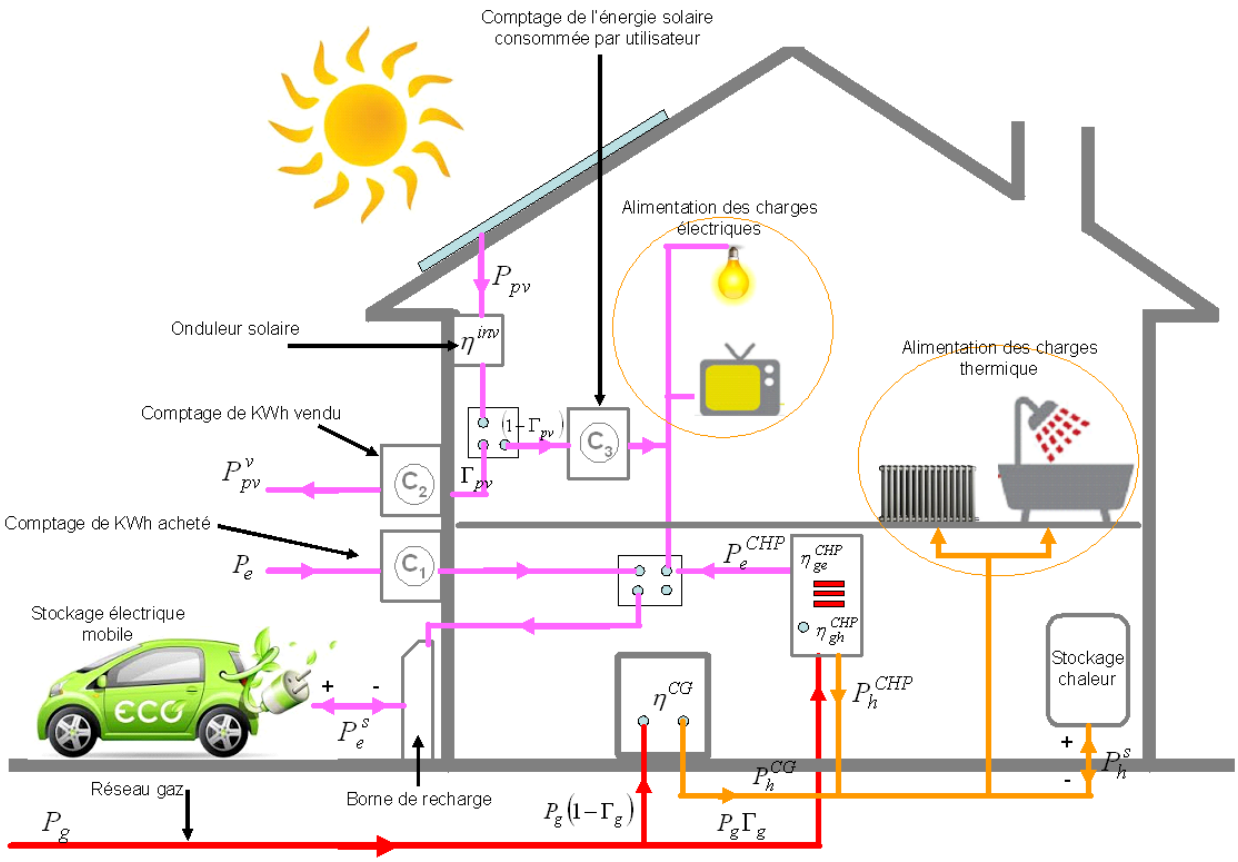


FIGURE 3.3 – Représentation « *energy hub* » du circuit d'alimentation du bâtiment étudié

L'électricité issue de la cogénération peut, tout comme une installation PV, apporter un précieux appui au réseau pour surmonter les périodes de pics. La chaleur récupérée vient compléter la production de la chaudière pour satisfaire aux besoins thermiques des habitants.

- Un ballon de stockage permettant de stocker la chaleur sous forme d'eau chaude pour le chauffage et sanitaire.
- La capacité de stockage de la voiture électrique dont on peut se servir aux moments où la voiture est connectée au bâtiment pour stocker l'électricité provenant de différentes sources disponibles puis la remettre sur le circuit d'alimentation du bâtiment aux moments critiques.

3.3 Formulation du problème d'optimisation

Dans cette section, nous allons reprendre les modèles physiques des composants « energy hub »que nous avons établi au chapitre précédent pour formuler le problème d'optimisation des flux multi-énergie (électrique et thermique) dans l'unité d'habitation envisagé. La formulation

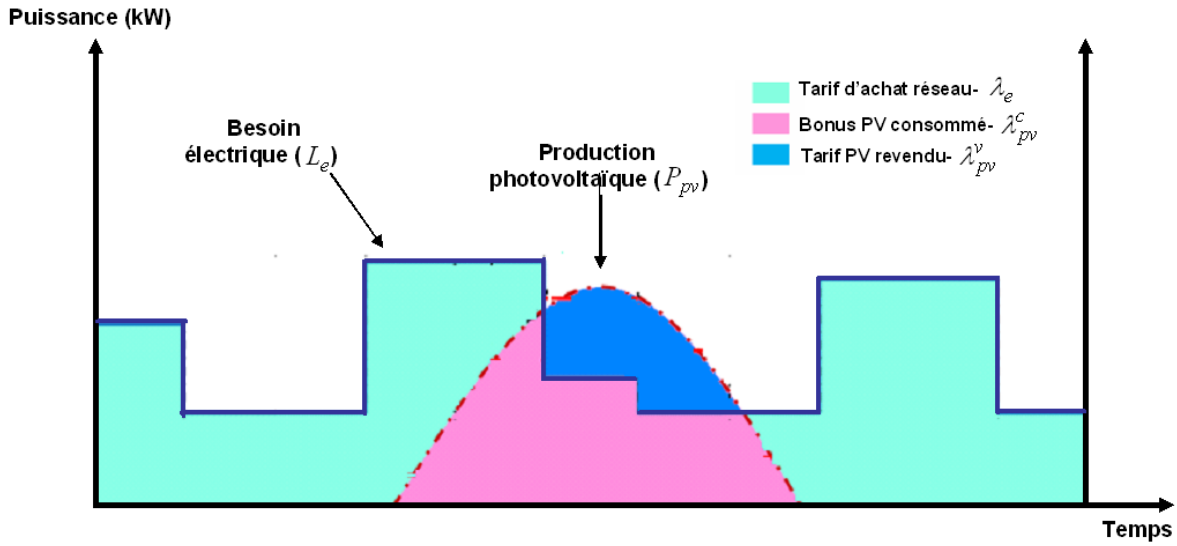


FIGURE 3.4 – Intégration de la tarification allemande de la production PV dans le critère économique

du problème OPFP est donnée pour un horizon de planification H découpé en n périodes de temps t de longueur Δ sous des contraintes de disponibilité de l'énergie et en tenant compte de la bidirectionnalité des flux énergétiques entre un habitat et un véhicule électrique dans un contexte V2H.

3.3.1 Fonction objectif

Le problème de gestion énergétique formulé par la suite vise à définir des stratégies énergétiques optimales au sens de la minimisation du "Coût Total d'Énergie consommée" (CTE) par l'usager. Compte-tenu des hypothèses posées sur la possibilité d'auto-consommer l'électricité produite localement et de revendre le surplus suivant le schéma de tarification allemand de l'énergie photovoltaïque (voir figure 3.4), le critère de minimisation du coût peut donc être formalisé par la fonction suivante :

$$\min CTE$$
$$CTE = \sum_{\forall t \in H} P_e(t)\lambda_e(t) + P_g(t)\lambda_g - P_{pv}(t)\Gamma_{pv}(t)\lambda^v_{pv} - P_{pv}(t)\Big(1 - \Gamma_{pv}(t)\Big)\lambda^c_{pv} \tag{3.6}$$

Sachant que :

- λ_e représente le tarif d'achat d'électricité.
- λ_g représente le tarif d'achat de gaz .
- λ^v_{pv} représente le prix de revente PV.
- λ^v_{pv} représente le bonus à l'autoconsommation PV.

Table 3.1 – Contrainte liée au flux d'énergie photovoltaïque

	$\Psi = 0$	$\Psi = 1$
$\Gamma_{pv} = 0$	Pas de revente pas d'achat	pas de revente achat du complément au réseau
$\Gamma_{pv} > 0$	revente de surplus PV pas d'achat au réseau	revente du PV et achat au réseau

3.3.2 Contraintes d'équilibre des flux d'énergie

Les premières contraintes du problème sont introduites pour veiller à l'équilibre entre l'énergie fournie et l'énergie consommée au sein du système étudié. En suivant la trajectoire indiquée des flux d'énergie sur la figure 3.3, les équations (3.7) et (3.8) sont écrites pour garantir l'équilibre entre la production et la consommation d'électricité et de chaleur, respectivement :

$$L_e(t) = P_{pv}(t)\eta^{inv} - P_{pv}(t)\eta^{inv}\Gamma_{pv}(t)\Big(1 - \Psi(t)\Big) + P_e(t)\Psi(t) + P_g(t)\Gamma_g(t)\eta_{ge}^{CHP} - P_e^s(t) \quad (3.7)$$

$$L_h(t) = P_g(t)\Gamma_g(t)\eta_{gh}^{CHP} + P_g(t)\Big(1 - \Gamma_g(t)\Big)\eta^{CG} - P_h^s(t) \quad (3.8)$$

Le terme Ψ dans l'expression (3.7) est une variable binaire qui représente l'achat de l'électricité au fournisseur tel que $\Psi = 1 \mapsto P_e \geq 0$. Selon les différents valeurs de $\Psi(t)$ et de $\Gamma_{pv}(t)$ qui gérait la répartition du flux PV entre la maison et le réseau, les différentes situations d'achat et de vente de l'énergie électrique peuvent théoriquement avoir lieu. Le tableau 3.1 fait état des quatre situations possibles. Physiquement, il est impossible de prélever et d'injecter simultanément de l'énergie électrique sur le réseau. Pour interdire l'action simultanée d'achat et de revente sur le réseau, c'est à dire le cas $(\Gamma > 0) \wedge (\Psi = 1)$, la contrainte suivante doit être prise en compte par la solution d'optimisation :

$$\Gamma_{pv}(t) + \Psi(t) \leq 1 \quad (3.9)$$

La production et la consommation globale d'énergie représentées par les deux équations ci-dessus peuvent également être modélisées sous la forme matricielle de l'« *energy hub* » présentée dans (2.36) :

$$\begin{bmatrix} L_e(t) \\ L_h(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 - \Gamma_{pv}(t)\eta^{inv}\Gamma_{pv}(t)\Big(1 - \Psi(t)\Big) & \Psi & \Gamma_g(t)\eta_{ge}^{CHP} \\ 0 & 0 & \Gamma_g(t)\eta_{gh}^{CHP} + \Big(1 - \Gamma_g(t)\Big)\eta^{CG} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_{pv}(t) \\ P_e(t) \\ P_g(t) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} P_e^s(t) \\ P_h^s(t) \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

Nous posons également les équations suivantes qui traduisent l'état de charge des moyens de stockage. Elles sont indispensables pour connaître la réserve disponible d'énergie à chaque instant :

$$SOC_e(t) = SOC_e(t-1) + \tilde{P}_e^s(t) - E_{ve}(t) \tag{3.11}$$

$$SOC_h(t) = SOC_h(t-1) + \tilde{P}_h^s(t) \tag{3.12}$$

3.3.3 Contraintes de disponibilité de l'énergie

Les flux de puissance entrant dans un « energy hub »ainsi que l'entrée individuelle de puissance de chacun de ses composants (convertisseurs et stockages) sont limités. Cela est modélisé par les inégalités (3.13) à (3.22) :

$$\zeta(t)P_e^{d,max} \leq P_e^s(t) \leq \zeta(t)P_e^{c,max} \tag{3.13}$$

$$P_h^{d,max} \leq P_h^s(t) \leq P_h^{c,max} \tag{3.14}$$

$$S\underline{O}C_e \leq SOC_e(t) \leq S\overline{O}C_e \tag{3.15}$$

$$0 \leq SOC_h(t) \leq C_h \tag{3.16}$$

$$0 \leq P_e(t) \leq \bar{P}_e \tag{3.17}$$

$$0 \leq P_g(t) \leq \bar{P}_g \tag{3.18}$$

$$0 \leq (1-\Gamma_{pv})\, P_{pv} \leq \bar{P}_{pv}^{inj} \tag{3.19}$$

$$\Gamma_g(t)P_g(t) \leq \bar{P}^{CG} \tag{3.20}$$

$$\Big(1-\Gamma_g(t)\Big)P_g(t) \leq \bar{P}^{CHP} \tag{3.21}$$

$$0 \leq \Gamma_{pv}(t) \leq 1 \tag{3.22}$$

Les deux premières contraintes sont introduites pour limiter la puissance de charge et de décharge des moyens de stockage. Les deux suivantes contrôlent leur l'état de charge. L'exploitation de la batterie électrique doit se faire dans certaines conditions à savoir : le dispositif doit être protégé contre la surcharge ou la décharge profonde et l'état de charge doit être compris entre $S\underline{O}C_e$ et $S\overline{O}C_e$. Les contraintes (3.17) et (3.18) sont utilisées pour limiter le prélèvement d'énergie sur les réseaux de gaz et d'électricité en fonction de l'abonnement souscrit. La contrainte (3.19) garantit que l'électricité solaire restituée sur le réseau ne dépasse pas la limite souscrite. Les inéquations (3.20) et (3.21) assurent que la puissance liée au cogénérateur et à la chaudière ne dépasse pas leur capacité maximale. Finalement, les deux dernières contraintes imposent la plage de variation des facteurs de répartition associés aux flux d'électricité PV et de gaz.

3.3.4 Contraintes liées aux équipements de stockage

Comme nous l'avons dit dans le deuxième chapitre de ce manuscrit, l'interface d'un système de stockage peut être modélisée par un dispositif de conversion. Les valeurs de puissance de l'interface de stockage peuvent être reliées les unes aux autres par :

$$\tilde{P}_{\alpha}^{s} = e_{\alpha} P_{\alpha}^{s} \qquad \forall \alpha \in \mathcal{E} \tag{3.23}$$

Nous avons vu également que la valeur de e_α dépend de la direction du flux de puissance et peut être géré par les fonctions de prise de décision de type "*si-alors*" :

$$\begin{cases} \text{si} \quad 0 \leq P_{\alpha}^{s}(\text{chargement de stockage}) \quad \text{alors} \qquad e_{\alpha} = \eta_{\alpha} \\ \text{si} \quad P_{\alpha}^{s} < 0(\text{déchargement de stockage}) \quad \text{alors} \quad e_{\alpha} = \frac{1}{\eta_{\alpha}} \end{cases} \tag{3.24}$$

Les clauses conditionnelles suivantes seront alors insérées dans le corps du problème pour déterminer la valeur de puissance interne des unités de stockage sur la base de la condition de changement d'état (charge/décharge) de la puissance échangée.

On écrira donc pour le système de stockage électrique de chaleur :

$$\begin{cases} \text{si} \quad 0 \leq P_{h}^{s} \leq P_{h}^{c,max}(\text{chargement}) \quad \text{alors} \qquad \tilde{P}_{h}^{s} = P_{h}^{s}\eta_{h} \\ \text{si} \quad P_{h}^{d,max} \leq P_{h}^{s} < 0(\text{déchargement}) \quad \text{alors} \quad \tilde{P}_{h}^{s} = \frac{P_{h}^{s}}{\eta_{h}} \end{cases} \tag{3.25}$$

Idem, pour le système de stockage du véhicule électrique :

$$\begin{cases} \text{si} \quad 0 \leq P_{e}^{s} \leq \zeta(t) P_{e}^{c,max}(\text{chargement de stockage}) \quad \text{alors} \qquad \tilde{P}_{e}^{s} = P_{e}^{s}\eta_{b} \\ \text{si} \quad \zeta(t) P_{e}^{d,max} \leq P_{e}^{s} < 0(\text{déchargement de stockage}) \quad \text{alors} \quad \tilde{P}_{e}^{s} = \frac{P_{e}^{s}}{\eta_{b}} \end{cases} \tag{3.26}$$

Néanmoins, les conditions logiques ci-dessus ne peuvent pas être implémentées directement dans l'environnement logiciel car la plupart des outils d'optimisation ne peuvent pas traiter d'expressions conditionnelles. Nous allons montrer dans le paragraphe suivant comment on arrive à les gérer au moyen de transformations.

3.4 Transformation des conditions logiques

La proposition logique $\mathcal{X}$ représentant une clause quelconque ne peut avoir pour la valeur de vérité que vrai (*true*) ou faux (*false*). Bemporad and Morari (1999) expliquent qu'une telle proposition peut être associée à une variable logique $\delta \in \{0, 1\}$ tel que $\delta = 1$ si et seulement si χ est vrai, et 0 sinon. Ils prennent ensuite l'exemple où $\mathcal{X}$ implique la condition $f(x) \leq 0$ où

$f : \mathbb{R}^n \mapsto \mathbb{R}$ est linéaire, en supposant que la variable continue $x \in dom(x)$ est bornée par :

$$m \triangleq \min_{x \in dom(x)} f(x) \tag{3.27a}$$

$$M \triangleq \max_{x \in dom(x)} f(x) \tag{3.27b}$$

La condition logique s'écrit alors $[\delta = 1] \leftrightarrow [f(x) \leq 0]$. En conséquence, on aura :

$$m \leq f(x) \leq 0 \leftrightarrow \delta = 1 \tag{3.28a}$$

$$0 < f(x) \leq M \leftrightarrow \delta = 0 \tag{3.28b}$$

Les auteurs démontrent que pour traduire cette condition logique, on peut utiliser les inégalités linéaires mixtes suivantes :

$$\{[f(x) \leq 0] \leftrightarrow [\delta = 1]\} \Leftrightarrow \begin{cases} f(x) \leq M(1-\delta) \\ f(x) \geq \epsilon + (m - \epsilon)\delta \end{cases} \tag{3.29}$$

où ϵ est une valeur très faible (typiquement la précision de la machine), au dessus de laquelle la contrainte est considérée comme violée.

Le travail de Bemporad and Morari (1999) permet de transformer les clauses conditionnelles de notre problème. Dans un premier temps, nous introduisons deux variables binaires δ_h^t et δ_e^t vérifiant :

$$0 \leq P_h^s(t) \leq P_h^{c,max} \leftrightarrow \delta_h(t) = 1 \tag{3.30}$$

$$P_h^{d,max} \leq P_h^s(t) < 0 \leftrightarrow \delta_h(t) = 0 \tag{3.31}$$

$$0 \leq P_e^s(t) \leq P_e^{c,max}\zeta(t) \leftrightarrow \delta_e(t) = 1 \tag{3.32}$$

$$P_h^{d,max}\zeta(t) \leq P_e^s(t) < 0 \leftrightarrow \delta_e(t) = 0 \tag{3.33}$$

Conformément à (3.29), les contraintes linéaires mixtes correspondant aux conditions logiques (3.30) à (3.33) sont données par :

$$\{[0 < P_h^s(t) \leq P_h^{c,max}] \leftrightarrow [\delta_h(t) = 1]\} \Leftrightarrow \begin{cases} P_h^s(t) \leq P_h^{c,max}\delta_h(t) \\ P_h^s(t) \geq \epsilon_h(t) + \left(P_h^{d,max} - \epsilon_h(t)\right)\left(1 - \delta_h(t)\right) \end{cases} \tag{3.34}$$

$$\{[0 < P_e^s(t) \leq P_e^{c,max}] \leftrightarrow [\delta_e(t) = 1]\} \Leftrightarrow \begin{cases} P_e^s(t) \leq \left(P_e^{c,max}\zeta(t)\right)\delta_e(t) \\ P_e^s(t) \geq \epsilon_e(t) + \left(P_e^{d,max}\zeta(t) - \epsilon_e(t)\right)\left(1 - \delta_e(t)\right) \end{cases} \tag{3.35}$$

Ces nouvelles contraintes vont remplacer les contraintes (3.30) à (3.33) dans le modèle initial. Pour finaliser la procédure de transformation, nous relions la valeur de $\tilde{P}_h^s(t)$ à celle de $P_h^s(t)$ et la valeur de $\tilde{P}_e^s(t)$ à celle de $P_e^s(t)$ par l'intermédiaire des variables binaires définies à l'étape précédente :

$$\tilde{P}_h^s(t) = \delta_h(t)\Big(P_h^s\,(t)\,\eta_h\Big) + \Big(1 - \delta_h(t)\Big)\left(\frac{P_h^s(t)}{\eta_h}\right) \tag{3.36}$$

$$\tilde{P}_e^s(t) = \delta_e(t)\Big(P_e^s(t)\eta_b\Big) + \Big(1 - \delta_e(t)\Big)\left(\frac{P_e^s(t)}{\eta_b}\right) \tag{3.37}$$

3.5 Vers une formulation linéaire du problème

Le problème de gestion d'énergie tel qu'il a été formulé avec les équations mentionnées dans la section précédente est un problème PNLNE incluant les contraintes non linéaires (3.36) et (3.37) et comportant des parties discrètes dues à la présence de variables binaires. Il existe des méthodes de résolution numérique pour résoudre les problèmes non linéaires de type PNLNE mais elles ne donnent aucune garantie de trouver l'optimum global en raison de la formation d'un espace de solutions non convexes avec le risque de tomber sur les optima locaux. Pour cela, il est préférable de se ramener, dans la mesure du possible, à un modèle linéaire du problème étudié. Dans la suite, nous appliquons certaines transformations aux parties non linéaires du modèle afin de les remettre sous un format linéaire.

3.5.1 Linéarisation des non-linéarités dues aux facteurs de répartition

Nous avons vu que les facteurs de répartition servent à modéliser la répartition d'un vecteur d'énergie entre plusieurs convertisseurs placés dans un energy hub (se référer au paragraphe §2.4). Dans le modèle que nous avons étudié, on voit apparaître les facteurs de répartition Γ_{pv} et Γ_g dans les équations (3.7) et (3.8). Le facteur $\Gamma_p v$ gère la disjonction du flux de l'électricité solaire au sein de l'« energy hub ». Le terme $P_{pv}\,\Gamma_{pv}$ donne la part de l'électricité PV vendue sur le réseau alors que la partie consommée sur place est fixée par le terme $P_{pv}(1 - \Gamma_{pv})$. De la même manière, le produit de P_g et de Γ_g détermine la quantité d'énergie allouée au CHP. Le reste de l'alimentation gaz affectée à la chaudière est dicté par $P_g(1 - \Gamma_g)$. P_g et Γ_g étant deux variables d'optimisation, leur multiplication engendre une non linéarité. Une solution simple pour se débarrasser de ces types de non-linéarité est proposée dans (Shahmohammadi et al., 2011) et (Schulze and Del Granado, 2010). Comme le montre la figure 3.5, l'idée est d'associer une variable spécifique à chaque entrée de puissance au lieu d'utiliser les facteurs de répartition. Nous définissons les variables P_g' et P_g'' qui vont remplacer

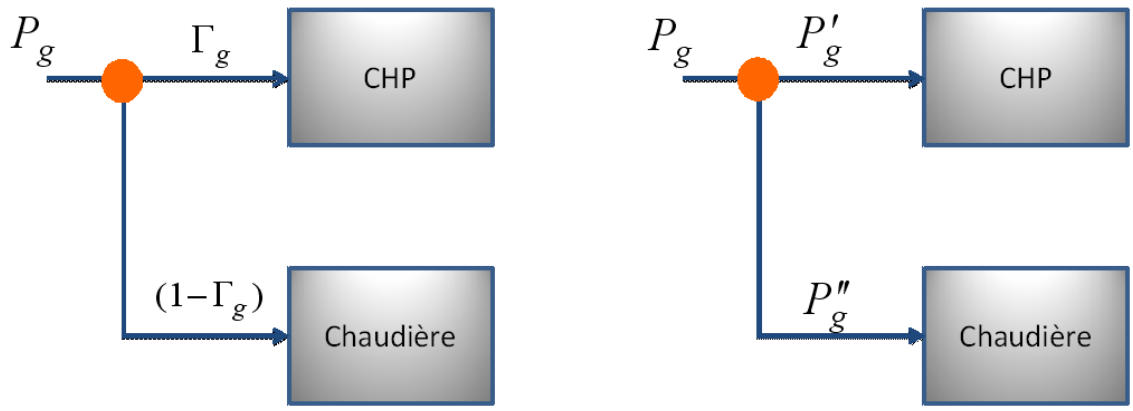


FIGURE 3.5 – Répartition non-linéaire (graphe de gauche) et linéaire (graphe de droite) de flux gaz

le facteur de répartition Γ_g dans les équations (3.7) et (3.8) :

$$P'_g(t) = P_g(t)\Gamma_g(t) \tag{3.38}$$

$$P''_g(t) = P_g(t)\Big(1 - \Gamma_g(t)\Big) \tag{3.39}$$

Il s'ensuit que la contrainte suivante est à ajouter à la formulation du problème :

$$P_g(t) = P'_g(t) + P''_g(t) \tag{3.40}$$

Une formulation alternative à la notation matricielle (3.2) sans les facteurs de répartition peut être obtenue en considérant les entrées P'_g et P''_g comme des entrées séparées de l'« *energy hub* » :

$$\begin{bmatrix} L_e(t) \\ L_h(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 - \Gamma_{pv}(t)\eta^{inv}\Gamma_{pv}(t)\Big(1 - \Psi(t)\Big) & \Psi & \eta_{ge}^{CHP} & 0 \\ 0 & 0 & \eta_{gh}^{CHP} & \eta^{CG} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_{pv}(t) \\ P_e(t) \\ P'_g(t) \\ P''_g(t) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} P_e^s(t) \\ P_h^s(t) \end{bmatrix} \tag{3.41}$$

3.5.2 Linéarisation de la multiplication des variables binaires et continues

Une autre source de non-linéarité vient de la multiplication de la variable binaire Ψ par les variables continues Γ_g et P_e dans l'équation (3.7) ; au même titre que les multiplications des variables binaires δ_h et δ_e par les variables continues P_h^s et P_e^s dans les équations (3.36) et (3.37). Afin de supprimer ces termes non-linéaires et compléter le processus de linéarisation, nous allons utiliser une autre technique de transformation présentée dans (Bemporad and

Morari, 1999). Elle repose sur l'addition de variables auxiliaires. Selon les auteurs, le terme de produit $\delta f(x)$, où $f : \mathbb{R}^n \mapsto \mathbb{R}$ et $\delta \in \{0, 1\}$, peut être remplacé par une variable réelle $y \triangleq \delta f(x)$, qui satisfait $[\delta = 0] \mapsto [y = 0]$, $[\delta = 1] \mapsto [y = f(x)]$. En définissant M et m comme dans (3.27), $y \triangleq \delta f(x)$ est équivalent à :

$$\begin{cases} y \leq M\delta \\ y \geq m\delta \\ y \leq f(x) - m(1-\delta) \\ y \geq f(x) - M(1-\delta) \end{cases} \tag{3.42}$$

Conformément à cette transformation, nous introduisons des variables semi-continue suivantes :

- Les deux variables $Z_x(t) \triangleq \Gamma_{pv}(t)\Psi(t)$, telle que $[\Psi(t) = 0] \mapsto [Z_x(t) = 0]$ et $[\Psi(t) = 1] \mapsto [Z_x(t) = \Gamma_{pv}]$, et $Z_y(t) \triangleq P_e(t)\Psi(t)$, telle que $[\Psi(t) = 0] \mapsto [Z_y(t) = 0]$ et $[\Psi(t) = 1] \mapsto [Z_y(t) = P_e]$, sont ajoutées pour transformer les parties non-linéaires de l'équation (3.7). Utilisant les bornes supérieures et inférieures de la variable continue Γ_{pv} avec $m = 0$ et $M = 1$, les contraintes linéaires associées à la définition de la variable semi-continue $Z_x(t)$ sont données par :

$$\begin{cases} Z_x(t) = \Gamma_{pv}(t) & \text{si} \quad \Psi(t) = 1 \\ Z_x(t) = 0 \quad \text{si} & \Psi(t) = 0 \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} Z_x(t) \leq \Psi(t) \\ Z_x(t) \geq 0 \\ Z_x(t) \leq \Gamma_{pv}(t) \\ Z_x(t) \geq \Gamma_{pv}(t) - \Big(1 - \Psi(t)\Big) \end{cases} \tag{3.43}$$

De la même manière, les bornes supérieures et inférieures de variable continue P_e avec $m = 0$ et $M = \bar{P}_e$ peuvent êtres utilisées pour écrire les contraintes linéaires associées à la définition de la variable semi-continue $Z_y(t)$:

$$\begin{cases} Z_y(t) = P_e(t) & \text{si} \quad \Psi(t) = 1 \\ Z_y(t) = 0 \quad \text{si} & \Psi(t) = 0 \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} Z_y(t) \leq \bar{P}_e\Psi(t) \\ Z_y(t) \geq 0 \\ Z_y(t) \leq P_e(t) \\ Z_y(t) \geq P_e(t)\bar{P}_e\Big(1 - \Psi(t)\Big) \end{cases} \tag{3.44}$$

- une variable $Z_h(t) \triangleq P_h^s(t)\,\delta_h(t)$ devant satisfaire deux conditions : $[\delta_h(t) = 0] \mapsto [Z_h(t) = 0]$ et $[\delta_h(t) = 1] \mapsto [Z_h(t) = P_h^s(t)]$, est ajoutée pour linéariser l'équation (3.36). En utilisant les bornes supérieure et inférieure de la variable continue $P_h^s(t)$

avec $m = P_h^{d,max}$ et $M = P_h^{c,max}$, la variable semi-continue $Z_h(t)$ est traduite par les contraintes suivantes :

$$\begin{cases} Z_h(t) = P_h^s(t) & \text{si} \quad \delta_h(t) = 1 \\ Z_h(t) = 0 & \text{si} \quad \delta_h(t) = 0 \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} Z_h(t) \leq P_h^{c,max}\delta_h(t) \\ Z_h(t) \geq P_h^{d,max}\delta_h(t) \\ Z_h(t) \leq P_h^s(t) - P_h^{d,max}\Big(1 - \delta_h(t)\Big) \\ Z_h(t) \geq P_h^s(t) - P_h^{c,max}\Big(1 - \delta_h(t)\Big) \end{cases} \tag{3.45}$$

– et finalement, une variable $Z_e(t) \triangleq P_e^s(t)\,\delta_e(t)$ vérifiant deux conditions : $[\delta_e(t) = 0] \mapsto [Z_e(t) = 0]$ et $[\delta_e(t) = 1] \mapsto [Z_e(t) = P_e^s(t)]$, est ajoutée pour transformer la partie non-linéaire de l'équation (3.37). En utilisant les bornes supérieure et inférieure de la variable continue $P_e^s(t)$ avec $m = P_e^{d,max}$ et $M = P_e^{c,max}$, les contraintes linéaires associées à la définition de la variable semi-continue $Z_e(t)$ s'écrit :

$$\begin{cases} Z_e(t) = P_e^s(t) & \text{si} \quad \delta_e(t) = 1 \\ Z_e(t) = 0 & \text{si} \quad \delta_e(t) = 0 \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} Z_e(t) \leq P_e^{c,max}\delta_e(t) \\ Z_e(t) \geq P_e^{d,max}\delta_e(t) \\ Z_e(t) \leq P_e^s(t) - P_e^{d,max}\Big(1 - \delta_e(t)\Big) \\ Z_e(t) \geq P_e^s(t) - P_e^{c,max}\Big(1 - \delta_e(t)\Big) \end{cases} \tag{3.46}$$

En appliquant les techniques de transformation présentées, nous avons réussi à obtenir une version linéarisée du problème OPFP qui peut être facilement résolu avec une plus grande précision et rapidité que la résolution du problème non linéaire d'origine. Le modèle PLNE du problème de bâtiment est illustré dans la formulation qui suit :

$$CTE = \sum_{\forall t \in H} P_e(t)\lambda_e(t) + P_g(t)\lambda_g - P_{pv}(t)\Big(1 - \Gamma_{pv}(t)\Big)\lambda_{pv}^v - P_{pv}(t)\Gamma_{pv}(t)\lambda_{pv}^c \tag{3.47}$$

$$L_e(t) = P_{pv}(t)\eta^{inv} - P_{pv}(t)\eta^{inv}\Gamma_{pv}(t) + P_{pv}(t)\eta^{inv}Z_x(t) + Z_y(t) + P'_g(t)\eta_{ge}^{CHP} - P_e^s(t) \tag{3.48}$$

$$L_h(t) = P'_g(t)\eta_{gh}^{CHP} + P''_g(t)\eta^{CG} - P_h^s(t) \tag{3.49}$$

$$SOC_e(t) = SOC_e(t-1) + \tilde{P}_e^s(t) - \tilde{P}_m(t) \tag{3.50}$$

$$SOC_h(t) = SOC_h(t-1) + \tilde{P}_h^s(t) \tag{3.51}$$

$$\tilde{P}_h^s(t) = Z_h(t)\eta_h + \frac{P_h^s(t)}{\eta_h} - \frac{Z_h(t)}{\eta_h} \tag{3.52}$$

$$\tilde{P}_e^s(t) = Z_e(t)\eta_e + \frac{P_e^s(t)}{\eta_e} - \frac{Z_e^s(t)}{\eta_e} \tag{3.53}$$

$$P_g(t) = P'_g(t) + P''_g(t) \tag{3.54}$$

$$P_h^s(t) \leq P_h^{c,max}\delta_h(t) \tag{3.55}$$

$$P_h^s(t) \geq P_h^{d,max}\Big(1 - \delta_h(t)\Big) \tag{3.56}$$

$$P_e^s(t) \leq \Big(P_e^{c,max}\zeta(t)\Big)\delta_e(t) \quad (3.57)$$

$$P_e^s(t) \geq \Big(P_e^{d,max}\zeta(t)\Big)\Big(1-\delta_e(t)\Big) \quad (3.58)$$

$$Z_h(t) \leq P_h^{c,max}\delta_h(t) \quad (3.59)$$

$$Z_h(t) \geq P_h^{d,max}\delta_h(t) \quad (3.60)$$

$$Z_h(t) \leq P_h^s(t) - P_h^{d,max}\Big(1-\delta_h(t)\Big) \quad (3.61)$$

$$Z_h(t) \geq P_h^s(t) - P_h^{c,max}\Big(1-\delta_h(t)\Big) \quad (3.62)$$

$$Z_e(t) \leq P_e^{c,max}\delta_e(t) \quad (3.63)$$

$$Z_e(t) \geq P_e^{d,max}\delta_e(t) \quad (3.64)$$

$$Z_e(t) \leq P_e^s(t) - P_e^{d,max}\Big(1-\delta_e(t)\Big) \quad (3.65)$$

$$Z_e(t) \geq P_e^s(t) - P_e^{c,max}\Big(1-\delta_e(t)\Big) \quad (3.66)$$

$$Z_x(t) \leq \Psi(t) \quad (3.67)$$

$$Z_x(t) \geq 0 \quad (3.68)$$

$$Z_x(t) \leq \Gamma_{pv}(t) \quad (3.69)$$

$$Z_x(t) \geq \Gamma_{pv}(t) - \Big(1-\Psi(t)\Big) \quad (3.70)$$

$$Z_y(t) \leq \bar{P}_e\Psi(t) \quad (3.71)$$

$$Z_y(t) \geq 0 \quad (3.72)$$

$$Z_y(t) \leq P_e(t) \quad (3.73)$$

$$Z_y(t) \geq P_e(t)\bar{P}_e\Big(1-\Psi(t)\Big) \quad (3.74)$$

$$\Gamma_{pv}(t) + \Psi(t) \leq 1 \quad (3.75)$$

$$S\underline{O}C_e \leq SOC_e(t) \leq S\overline{O}C_e \quad (3.76)$$

$$0 \leq SOC_h(t) \leq C_h \quad (3.77)$$

$$0 \leq P_e(t) \leq \bar{P}_e \quad (3.78)$$

$$0 \leq P_g(t) \leq \bar{P}_g \quad (3.79)$$

$$0 \leq (1-\Gamma_{pv})\,P_{pv} \leq \bar{P}_{pv}^{inj} \quad (3.80)$$

$$0 \leq P'_g(t) \leq \bar{P}^{CG} \quad (3.81)$$

$$0 \leq P_g^{''}(t) \leq \bar{P}^{CHP} \quad (3.82)$$

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, le problème d'optimisation des flux d'énergie (OPFP) a été formulé pour une application V2H associant une maison individuelle productrice d'énergie et une voiture électrique. La formulation originale du problème étant non-linéaire de type PNLNE

(Programmation Non Linéaire à Nombre Entier), des outils de transformation mathématique ont été présentés et appliqués afin de linéariser le problème et permettre sa résolution exacte. Le modèle PLNE (Programmation Linéaire à Nombre Entier) du problème OPFP dans l'habitation sera mis en œuvre dans le dernier chapitre pour calculer les plans d'affectation d'énergie pour faire fonctionner la structure V2H étudiée à moindre coût.

Chapitre 4

Gestion de la demande électrique

Le fonctionnement fiable des systèmes d'alimentation électriques est conditionné par un équilibre entre l'offre et la demande en temps réel. Traditionnellement, les compagnies d'électricité sont souvent amenées soit à augmenter leur capacité de production, soit à acheter plus d'électricité sur le marché de gros afin de sauvegarder cet équilibre pendant les heures de pointe au cours desquelles la puissance appelée et la consommation sur le réseau arrivent à leur apogée (Zhao et al., 2013). Cela requiert d'importants investissements dans la capacité de production. De nouvelles lignes de transmission et de distribution sont parfois requises pour être en mesure de transporter l'électricité de pointe des centrales électriques jusqu'aux sites de consommation. L'enjeu est donc de faire fonctionner le système plus efficacement et plus économiquement en limitant les pointes de consommation en exploitant la flexibilité des consommateurs finaux plutôt que de coûteusement renforcer l'infrastructure électrique (Albadi and El-Saadany, 2008). Le présent chapitre se focalise sur la gestion de la demande électrique dans les bâtiments résidentiels.

4.1 Gestion de la demande et de la pointe électrique

La gestion de la demande électrique, « *Demand-Side Management* (DSM) », ou « *Demand Response (DR)* »en anglais, est un élément essentiel du paradigme émergeant de réseau intelligent (Rahimi and Ipakchi, 2010). Elle fait partie des solutions de Maîtrise De l'Énergie (MDE), qui comprennent également les solutions d'efficacité énergétique (Hedrick, 2012). D'après le département de l'énergie américain « *U.S. Departement Of Energy* (DOE) », il s'agit de permettre une utilisation différente de l'électricité par les consommateurs qui modifient leurs habitudes de consommation en réponse aux changements du coût de l'électricité, ou pour bénéficier des paiements incitatifs proposés à ceux qui diminuent leur consommation quand le prix est élevé sur le marché de gros ou lorsqu'il y a un risque de coupure sur le réseau (Hedrick, 2012). Selon l'avis de certains experts comme Rahimi and Ipakchi (2010), la

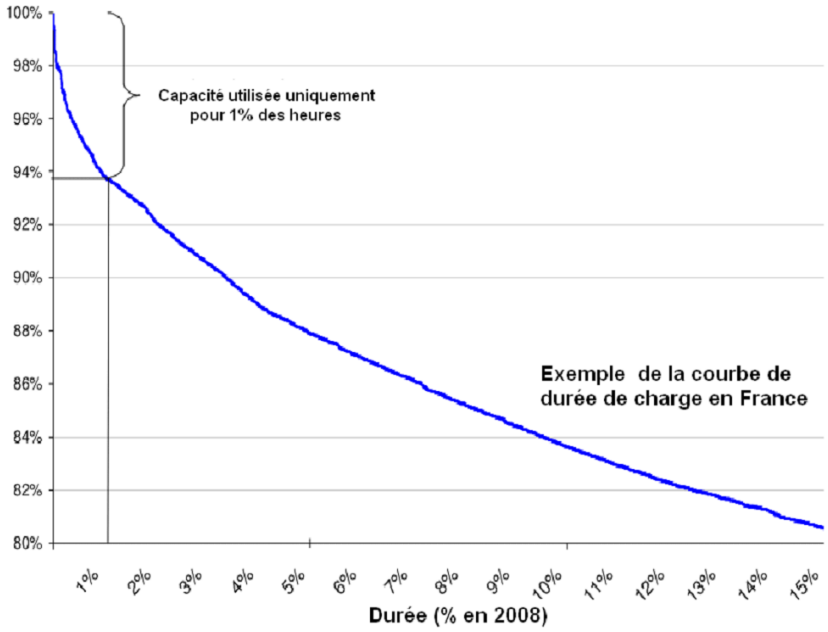


FIGURE 4.1 – Taux d'utilisation des capacités de production en France

démarche de gestion de la demande électrique peut être assimilée à une centrale électrique virtuelle générant des "négawatt", autrement dit des mégawatts en moins qui soulageraient le réseau comme le ferait un générateur de pointe alimenté par un combustible fossile ou autre.

L'industrie de l'électricité utilise très brièvement sa pleine capacité de production et de transmission. En France, comme le montre la figure 4.1, 6% de la capacité de production en 2008 a été exploitée moins de 1% du temps et 20% de la capacité n'a été sollicitée qu'à 15% du temps (Faruqui and Harris, 2009). La gestion de la demande des consommateurs dispenserait de devoir investir des sommes colossales dans des moyens de production de pointe souvent liés aux filières carbone et gaz qui, bien que rarement mis en route, présentent un coût d'exploitation et des rejets polluants très significatifs(Poignant and Sido, 2010).

La figure 4.2 adaptée de (Faruqui and Harris, 2009) nous aide à mieux appréhender l'intérêt de la gestion de la demande électrique. Elle montre la répartition de la demande globale horaire sur le territoire de la Pennsylvanie et du New Jersey-Maryland (PJM) sur une année complète. L'espace situé entre la ligne horizontale de capacités de production et la courbe de demande correspond à la capacité de production en excès qui reste inutilisée la plupart du temps. Comme nous l'avons souligné, le but de la gestion électrique est de diminuer la consommation au sein des foyers, des centres d'activité et des industries pendant les heures où le réseau est saturé. Cela permettrait de maintenir, voire de baisser la capacité de production représentée par la ligne horizontale sur le diagramme. En guise d'illustration, une réduction de charge durant les 120 heures de pointe (ex : 6 heures $\times$ 20 jours en été) permettrait l'élimination d'environ 10% des infrastructures nécessaires aujourd'hui.

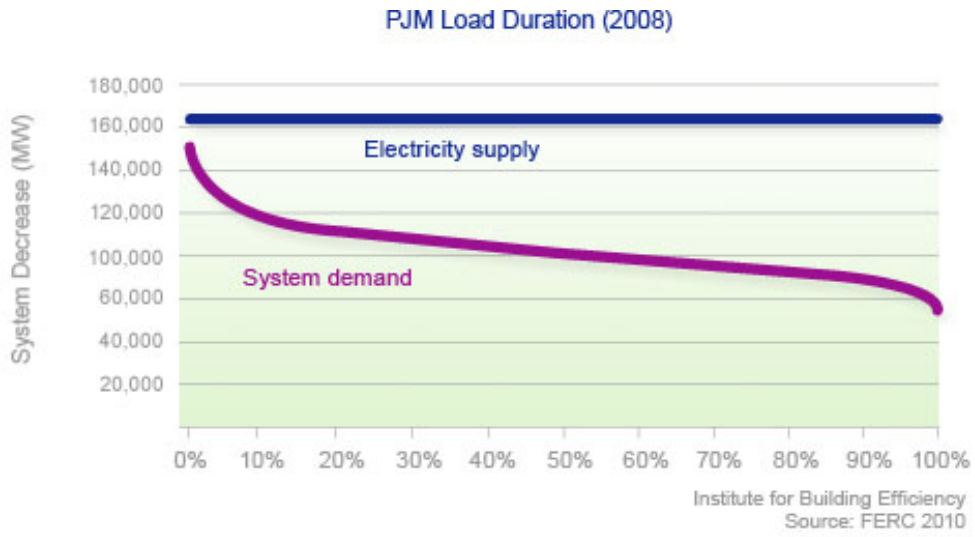


FIGURE 4.2 – Répartition de la demande globale de l'électricité sur le territoire de la Pennsylvanie et du New Jersey-Maryland (PJM)

Outre les intérêts économiques et écologiques soulignés, la gestion de la demande offre aussi une multitude d'avantages stratégiques parmi lesquels figurent notamment le soulagement des congestions sur les lignes et des contraintes de transmission (Spees and Lave, 2007), l'amélioration de la fiabilité du système de distribution (Bradley et al., 2013) et la régulation du pouvoir du marché électrique [1] (Greening, 2010). Par ailleurs, étant donné que le prix de l'électricité monte de façon exponentielle avec l'accroissement de la demande, une légère réduction de la demande des consommateurs peut conduire à une chute remarquable du prix sur le marché (Zhao et al., 2013).

Le DSM ne bénéficie pas uniquement aux producteurs et aux compagnies d'électricité, mais aux consommateurs aussi qui peuvent s'attendre à des économies sur leur facture électrique en consommant moins aux heures critiques, et profiter ainsi de tarifs incitatifs, ou de rétribution en échange de diminution de consommation(DOE)(Jazayeri et al., 2005).

4.2 Approches classiques pour la gestion de la demande électrique

Depuis plusieurs décennies, les producteurs et distributeurs d'électricité explorent diverses méthodes pour gérer la demande d'électricité pendant les pointes de consommation dans différents secteurs industriels. Cela a conduit à deux types d'approches qui seront détaillées ci-après.

1. Le pouvoir de marché est la capacité d'une firme à augmenter de façon rentable le prix d'un bien ou d'un service sur le coût marginal. Sur des marchés parfaitement concurrentiels, les participants au marché n'ont pas de pouvoir de marché

4.2.1 Pilotage direct

Le pilotage direct des charges « *Direct Load Control* (DLC) »est la possibilité de piloter la charge électrique du client par le fournisseur pour réduire les pointes de consommation(Badreddine, 2012). Cette méthode de DSM s'appuie sur le caractère interruptible de certaines charges. Le fournisseur procède à l'installation de boîtiers de commande à distance sur certains appareils caractéristiques du client, typiquement climatiseurs chauffe-eau et chauffage (Albadi and El-Saadany, 2008) pour pouvoir les arrêter à distance aux moments critiques et après en avoir avisé le client conformément aux dispositions contractuelles. Le DLC vise spécialement le secteur résidentiel et a été largement pratiqué par les compagnies électriques au cours des 20 dernières années. Son gros inconvénient est qu'il a pour seul but de diminuer le coût de production de l'électricité sans prise en compte explicite du confort de l'usager. Dans la littérature, Yao et al. (2005) développe un algorithme génétique modifié baptisé « Itératif Deepening GA (IDGA) »afin d'optimiser la planification des stratégies de pilotage direct des charges. (Bhattacharyya and Crow, 1996) présente une méthode à base de logique floue pour le pilotage directe des systèmes d'air conditionné. Cette technique est utilisée pour quantifier la préférence de l'utilisateur par rapport à la température maximale et minimale acceptable afin d'améliorer l'acceptabilité du programme de gestion de la charge.

4.2.2 Gestion locale par intéressement

Le prix de l'énergie est un facteur majeur de modification de la consommation et peut toucher le pilotage des charges électriques au sein d'un bâtiment. Actuellement les fournisseurs d'électricité vendent leur produit dans la plupart des cas suivant un prix fixe forfaitaire qui reste stable pendant la journée. Il s'ensuit que les clients facturés forfaitairement n'ont guère de motivation pour modifier leurs habitudes pendant les pics. Mais le développement d'une structure tarifaire dynamique qui, au lieu d'inciter la consommation, ferait payer à un prix plus fort l'électricité de pointe, pourrait déclencher une sorte d'auto-contrôle chez les consommateurs. Ils deviendraient ainsi acteurs de leur consommation en gardant un regard attentif aux moments pendant lesquels ils font usage de l'électricité afin de maîtriser le coût de la facturation.

Il est certainement déraisonnable de s'attendre à ce que les consommateurs surveillent en permanence les variations du prix de l'électricité pour moduler leur consommation car cela représenterait une charge cognitive conséquente. Pour remédier à ce problème, des technologies liées au « réseau intelligent », à l'instar des prises, compteurs intelligents, thermostats programmables (Widergren et al., 2012) et gestionnaires énergétiques, sont incontournables pour détecter le besoin en temps réel du réseau et envoyer automatiquement des instructions aux appareils électriques pour moduler la consommation d'un site. Un ensemble d'éléments

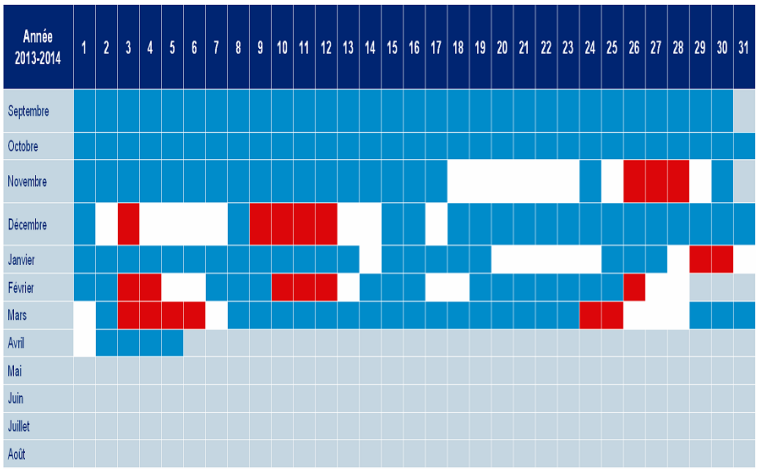


FIGURE 4.3 – Calendrier Tempo pour la période allant de septembre 2013 à avril 2014

technologiques de ce type a été déployé dans plus de 200 foyers des villes de Lyon et de Grenoble dans le cadre du projet GreenLys [2].

Plusieurs expérimentations ont eu lieu dans de nombreux endroits à travers le monde : aux États-unis (Wolak, 2010), au Canada (King, 2005) et en Europe (Torriti et al., 2010), pour examiner l'impact du prix de l'électricité sur la demande. Une des plus intéressantes d'entre elles est peut-être l'expérience menée par EDF en 1995 avant le lancement sur le marché du tarif réglementé de l'option "TEMPO" avec la participation de près de 350,000 consommateurs du secteur résidentiel. Le calendrier TEMPO découpe l'année en 300 jours bleus, 43 jours blancs et 22 jours rouges. Chaque jour, il y a des Heures Pleines (HP) allant de 6 h du matin à 22 h et des Heures Creuses (HC) allant de 22 h à 6 h du matin. Les jours rouges sont répartis entre le 1er novembre et le 31 mars et possèdent les prix les plus élevés avec le plus grand rapport de prix HP/HC. Les jours bleus sont les moins chers et affichent le plus faible tarif. Une pré-annonce de la couleur du lendemain arrive à la fin de chaque journée (à 20h) sur le boîtier Tempo du consommateur et le compteur bascule en jour tarif rouge, blanc ou bleu le matin à 6h. Le tarif tempo a conduit à une réduction de la consommation de l'électricité de 15% aux jours blancs et de 45% aux jours rouges, représentant une réduction moyenne de 1 kW par participant.

4.2.3 Programmes commerciaux

Le développement d'une offre de technologies innovantes de détection et de commande accompagne la mise en place de nouvelles règles du marché électrique. Le DOE dans son rapport rendu au congrès Américain (DOE, 2006) a classé tous les programmes existants en deux grandes catégories : les programmes basés sur incitations « *Incentive Based Programs*

2. http://www.greenlys.fr

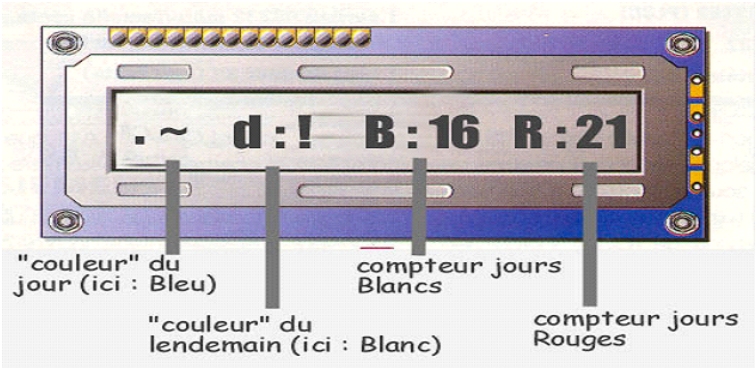


FIGURE 4.4 – Boîtier Tempo avec indicateur de la couleur du tarif du jour et du lendemain

(IBP) »et les programmes basés sur le prix « *Price Based Programs* (PBP) ». Chaque catégorie se décline en plusieurs sous-programmes illustrés dans la figure 4.5.

Les clients inscrits aux programmes IBP sont gratifiés par un crédit, une remise sur la facture ou encore des récompenses financières suivant l'ampleur de leur contribution. Dans certaines variantes telles que les services "Interruptibles" et "le marché de capacité", les clients s'engagent à réduire leur charge en période de pic d'un montant prédéfini pendant les périodes et pourraient s'exposer à des sanctions s'ils manquent à cet engagement.

Les programmes PBP regroupent les méthodes de contrôle local par le coût qui font appel aux signaux de prix dynamiques comme moyen de contrôler la consommation des clients. Dans la forme la plus basique, ils appliquent les tarifs TOU (*Time Of Use*) distinguant les tranches horaires creuses et pleines. Le problème de ce mode de tarification est qu'il ne permet pas de faire face à des variations brutales de prix sur le marché de gros en raison d'évènements climatiques extrêmes ou suite à une défaillance matérielle (Gyamfi and Krumdieck, 2012). Beaucoup de chercheurs comme Spees and Lave (2008) ou Yu et al. (2012) sont convaincus que les tarifs horaires de type RTP (*Time Of Use*) sont la méthode la plus directe et la plus efficace pour influer sur la demande d'électricité pendant les périodes de faible disponibilité de l'énergie sur le réseau.

4.3 Gestion de la demande électrique dans le secteur résidentiel

Le secteur du bâtiment influe directement et de manière non négligeable sur la stabilité du réseau en contribuant largement à la demande globale. Les maisons individuelles possèdent une courbe de consommation journalière qui varie et présente des moments de hausse et de baisse significatives. Elles sont responsables de 45% des pics d'électricité au Royaume-Uni et de plus de 50% en Nouvelle-Zélande et en Australie (Gyamfi et al.). Malgré cela, à ce jour, la majorité des dispositifs de gestion de la demande électrique ont ciblé les grands sites

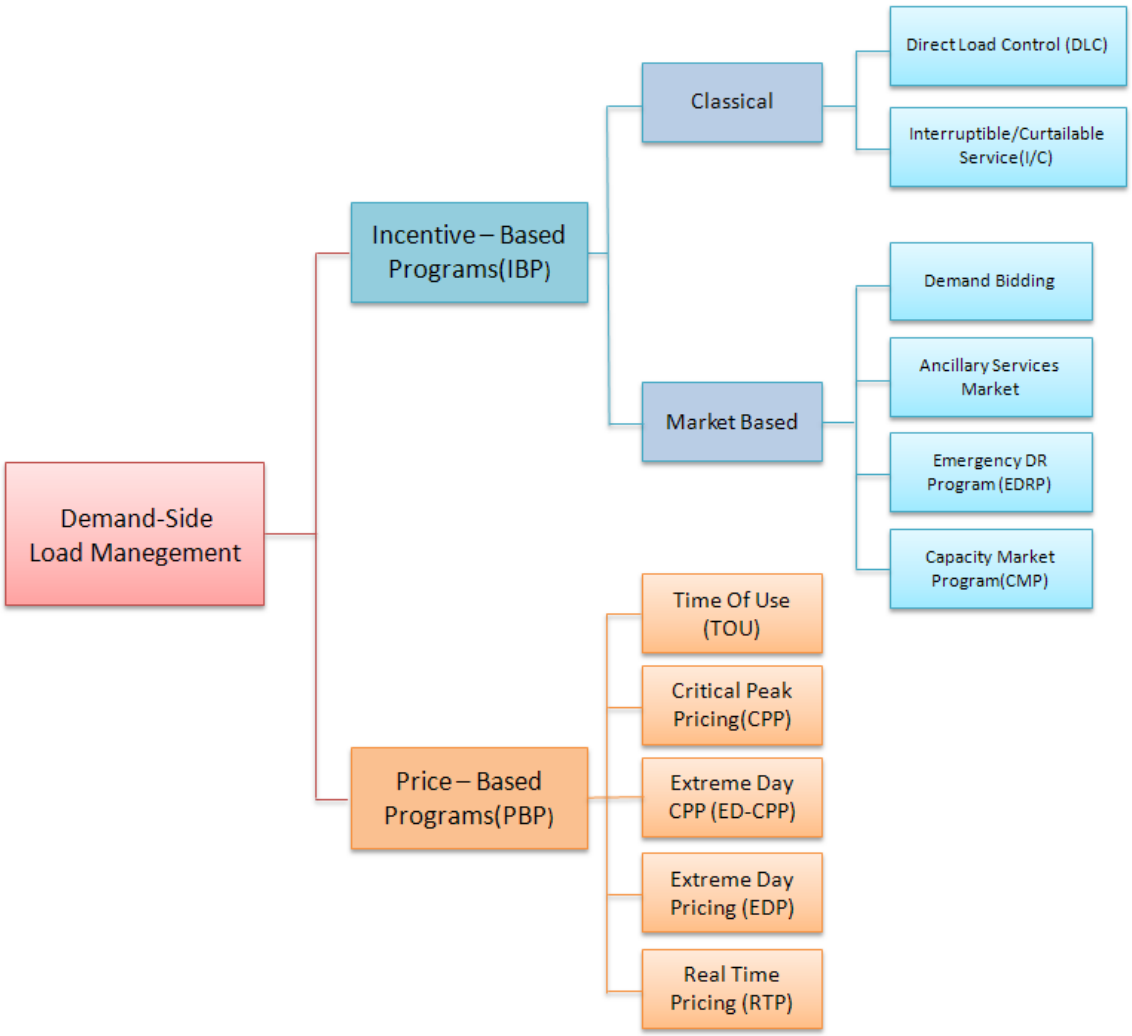


FIGURE 4.5 – Classification des programmes DSM selon le département de l'énergie Américain

industriels et commerciaux. Une vue d'ensemble des applications de gestion de la demande électrique dans les bâtiments commerciaux est donnée dans (Von Dollen, 2009).

Une résidence ou un logement peuvent être décrits, entre autres, en termes de fonctions énergétiques et d'équipements électroménagers. La principale barrière au développement de la filière DSM dans le secteur résidentiel est un profond manque de compréhension du comportement des individus vis-à-vis de l'utilisation de ces équipements. La désagrégation de la charge, c'est-à-dire la reconstitution de ces diverses composantes, présente un autre verrou à lever pour cerner les moyens d'action à mettre en œuvre lors d'une pointe (Gyamfi and Krumdieck, 2012).

La gestion de la demande du secteur résidentiel commence à susciter de plus en plus d'intérêt au niveau international. Divers travaux de recherche se sont organisés pour en analyser les différents aspects. Un aspect très important renvoie à l'étude des besoins et des comportements des occupants qui sont très divers, même au niveau des membres d'un même

foyer. Ces derniers influencent fortement la consommation électrique dans l'habitat car ce sont eux qui décident comment et quand fonctionnent les équipements.

Un autre aspect concerne la modélisation détaillée de la consommation électrique d'un logement du point de vue de consommateur. La consommation d'un ensemble d'équipements ménagers a été modélisée par Mohsenian-Rad et al. (2010) en vue de trouver une stratégie optimale de la consommation électrique pour les usagers domestiques.

Les premières expérimentations de terrain ont conduit à des résultats très prometteurs. Dans un projet pilote mené en Norvège, la réponse quotidienne à la pointe électrique de 40 foyers dotés des compteurs intelligents, d'un contrôle de la charge à distance et d'un prix basé sur les tarifs horaires spot, était de l'ordre de 1kWh/h. En agrégeant cette réponse sur 50% des ménages norvégiens, la réponse estimée s'élève à environ 1000 MWh/h soit 4,2% de la demande de pointe enregistrée dans le pays (Sæle and Grande, 2011). Dans une étude similaire, Gyamfi and Krumdieck (2012) essaie d'évaluer la réponse potentielle des logements de la ville de Christchruch en Nouvelle-Zélande lors de la pointe électrique. Les résultats obtenus concluent à une diminution totale jusqu'à 11,7% de la charge de pointe du matin et jusqu'à 9% de la charge de pointe de la soirée.

4.4 Problématique d'insertion du véhicule électrique

Tout nouvel usage de l'électricité engendre une tension supplémentaire sur les infrastructures du réseau. L'adoption massive de véhicules électriques s'inscrit pleinement dans cette problématique et présente un vrai risque d'accentuation des phénomènes de pointes de consommation. Même un nombre limité de véhicules peut aussi déstabiliser les infrastructures électriques si trop de gens décident de recharger leurs véhicules en même temps (Mallette and Venkataramanan, 2010).

Dans la plupart des cas, le processus de recharge d'une voiture électrique est très lent et s'étale sur plusieurs heures. Selon les profils typiques de la charge du réseau, la période idéale pour recharger les véhicules se situe durant la nuit et tôt le matin quand la consommation sur le réseau est la plus faible (Mallette and Venkataramanan, 2010). Durant cette période, un grand nombre de véhicules rechargeables peuvent probablement être ajoutés au réseau sans affecter la demande à la pointe. Mais dans la pratique, les automobilistes ont souvent tendance à brancher leur véhicule immédiatement en rentrant chez eux pour s'assurer la charge complète afin de voyager en toute confiance le lendemain (Zhao et al., 2013). Une autre possibilité réside dans la recharge rapide (quelques dizaines de minutes) aux heures de transition domicile-bureau ce qui est extrêmement pénalisant pour le réseau. Comme le montre la simulation de RTE [3] citée dans (négaWatt, 2009), quelque soit le mode de recharge

3. Réseau de Transport d'Électricité : http://www.rte-france.com

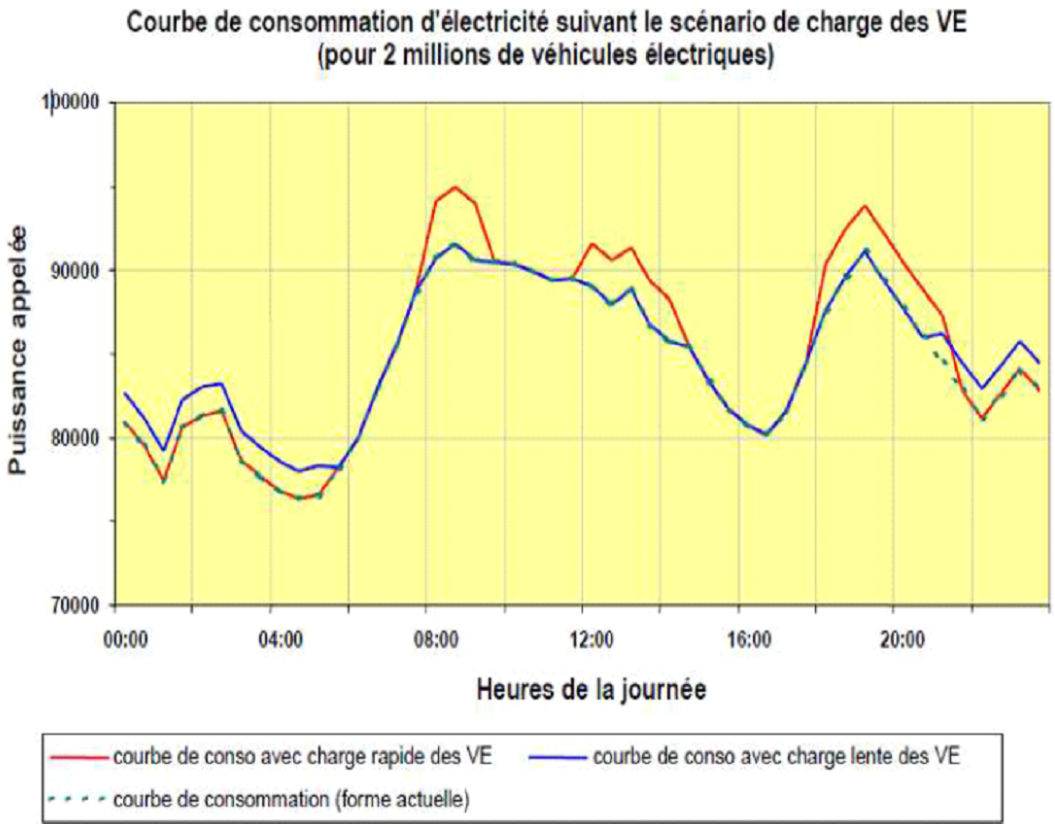


FIGURE 4.6 – Courbe de consommation d'électricité suivant le scenario de charge des VE (pour 2 millions de véhicules électriques), source (négaWatt, 2009)

utilisé (lent de soirée ou rapide de jour), les véhicules électriques auront un effet mécanique d'accentuation de la pointe pré-existante si les mesures adéquates pour maîtriser leur recharges ne sont pas prises en considération.

Mallette and Venkataramanan (2010) ont examiné l'impact du rechargement en soirée de véhicules hybrides rechargeables à l'échelle du réseau californien. L'analyse met en évidence qu'une opération de recharge bien programmée (figure 4.7) plutôt que une recharge irrégulière (figure 4.8) pourrait éviter d'accentuer la pointe. Ils recommandent l'usage d'un minuteur spécial qui permettrait aux propriétaires de brancher leur véhicule immédiatement en arrivant à la maison, mais qui pourrait retarder l'opération de recharge.

La planification de recharge de véhicules électriques a été largement étudiée dans la littérature, compte tenu leur pénétration de plus en plus poussée dans les flottes de transports. Un algorithme de contrôle est développé dans (Ma et al., 2010) pour ordonnancer la recharge décentralisée de grandes population de véhicules électriques. Avec l'apparition des technologies V2G et V2H, une planification intelligente pour recharger et décharger optimalement les véhicules devient une étape essentielle de transition vers le réseau intelligent. Considérant le caractère bidirectionnel des véhicules électriques dans les applications V2H et V2G, Turker et al. (2013)les chercheurs du laboratoire G2Elab de Grenoble ont développé un algorithme de

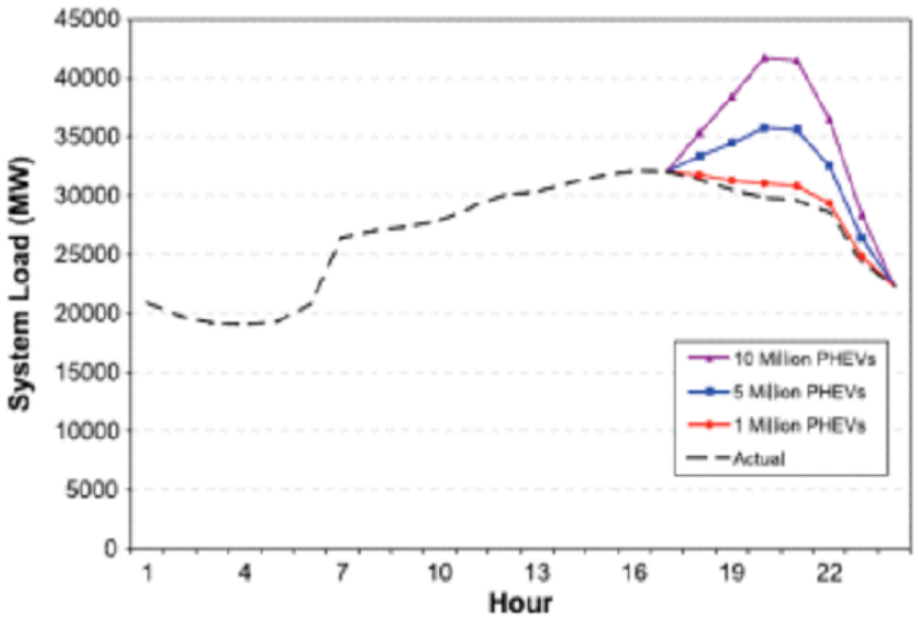


FIGURE 4.7 – Impact de la recharge de 1, 5 et 10 millions de VE sur la charge totale du réseau Californien

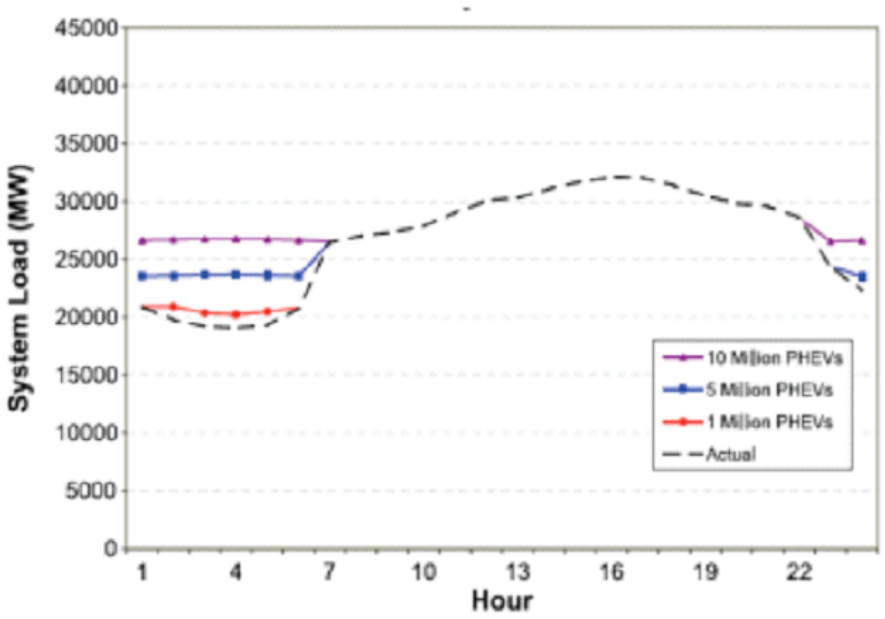


FIGURE 4.8 – Évitement de la charge de pointe sur le réseau Californien par la recharge contrôlée de la flotte de véhicules électriques

réduction de pic pour un réseau de basse tension constitué d'un nombre des logements dotés des véhicules hybrides rechargeables. Les auteurs affirment que l'application de cet algorithme aidera à retarder le vieillissement des transformateurs MT/BT ainsi qu'à mieux respecter les normes relatives à la qualité de la tension de l'énergie fournie.

Les programmes DSM existants semblent être un moyen efficace pour rendre la pénétration de véhicules électriques faiblement pénalisante pour le système électrique. Les politiques

tarifaires sensibles au temps peuvent être en particulier employées pour encourager voire forcer les conducteurs à sacrifier la commodité pour une rétribution en remettant la recharge de leurs véhicules aux périodes de faible demande où le coût de l'électricité serait modéré. Dans cet esprit, Shao et al. (2010) ont analysé l'impact de différents tarifs de type TOU sur le comportement des consommateurs résidentiels concernant la recharge de véhicules hybrides. Les résultats prouvent que les tarifs dynamiques bien conçus jouent un rôle essentiel pour réduire la charge de pointe d'habitation en présence des véhicules électriques.

4.5 Gestion locale de la demande à l'échelle d'un logement

En plus de la possibilité de piloter des charges électriques à distance par les compagnies d'électricité, les particuliers peuvent moduler volontairement leur consommation pendant les périodes de pic où le prix de l'énergie est plus élevé et où les centrales de production rejettent plus de CO_2. Cela peut se faire en engageant une ou plusieurs des actions suivantes :

- *Génération sur site* : il s'agit ici de se tourner vers des moyens de production locale de type groupe électrogène de secours pour couvrir une partie de sa demande de pointe (Valero et al., 2007). Les habitants qui disposent de leurs propres moyens de production ne perçoivent que très peu de changement dans leurs habitudes de consommation, mais de point de vue du réseau, le profil de consommation va changer radicalement.
- *Stockage de l'électricité* : le stockage contribue en effet aux besoins de flexibilité entre production et consommation, élément primordial pour la gestion des systèmes énergétiques. Il permet d'absorber la production excédentaire par rapport à la demande du moment aux heures creuses, et de compenser l'insuffisance due à un pic de demande occasionnel (Auroux, 2013). Le stockage peut être soit à usage fixe, il est alors désigné comme stationnaire, ou être mobile au quel cas il est alors qualifié d'embarqué (moyens de transport, appareils électroniques, etc.).
- *Pilotage des charges ménagères* : la consommation électrique d'un logement résulte de l'activité des habitants. La distribution de la consommation de différents services est répartie comme l'indique la figure 4.9. Une autre manière de maîtriser sa consommation est d'agir sur le fonctionnement des appareils électroniques. Cependant, chaque appareil possède son type d'usage, sa priorité et ses propres caractéristiques de consommation. Selon ces particularités, les services réalisés par différents équipements peuvent être plus au moins flexibles du point du vue consommation voire même totalement non-flexibles. Dans le paragraphe suivant, nous allons décrire les différentes classes des services et le type de pilotage que chacun induit.

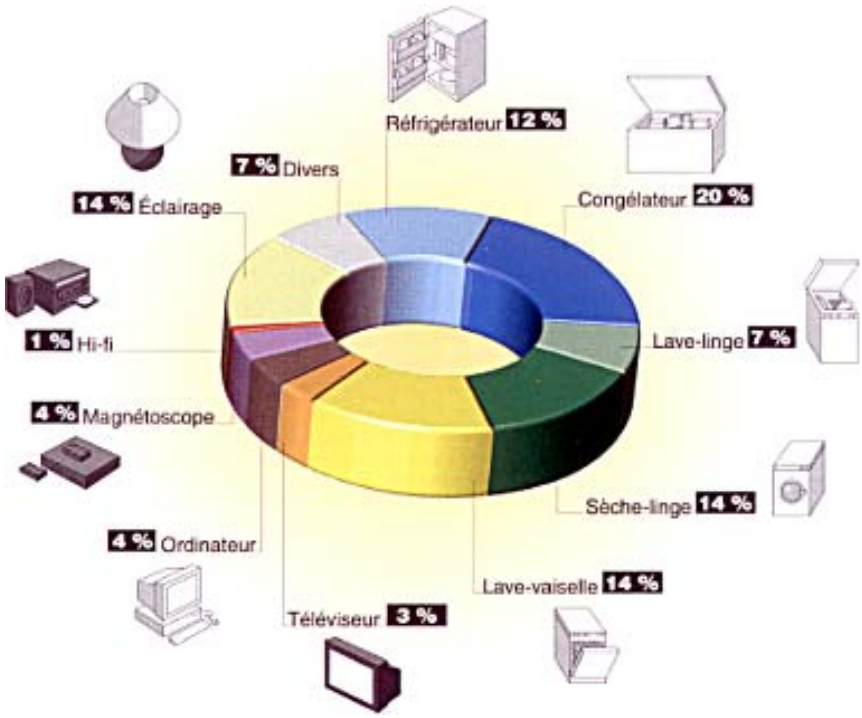


FIGURE 4.9 – Distribution de la consommation résidentielle par type d'activité d'après ADEME

4.6 Flexibilité des services dans l'habitat résidentiel

Hoang Le (2011) désigne par le terme service à l'habitant, toute activité répondant à un besoin du confort des habitants au sein d'un ménage, en consommant généralement de l'énergie. Il distingue ensuite deux familles différentes de service à l'habitant (voir figure 4.10) :

- **Services temporaires** se caractérisant par une durée de consommation limitée à l'instar du lavage du linge, de la cuisson, de l'éclairage, etc. . .Comme c'est indiqué dans la figure 4.9, ils représentent une partie importante de l'usage électrique dans l'habitation.
- **Services permanents** se disent des services à l'habitant dont la consommation s'étale sur tout horizon considéré, généralement une journée. Les services de réfrigération, de chauffage et de conditionnement de l'air en sont des exemples.

Il résulte de cette classification une différence de capacité à être contrôlé ainsi qu'une différence d'impact sur le confort des usagers des services. Il existe des services à l'habitant considérés comme étant "flexibles" sur lesquels on peut agir de plusieurs façons. Ils peuvent être décalés dans le temps (cf. figure 4.11) et/ou modulés en cours de fonctionnement, comme par exemple en modifiant les paramètres d'un thermostat du chauffage ou du climatiseur (Herter et al., 2007). Dans le cas les plus radicaux, cette modulation peut aller jusqu'au délestage complet du service. Délester un ou plusieurs services permet à l'habitant de réduire sa consommation

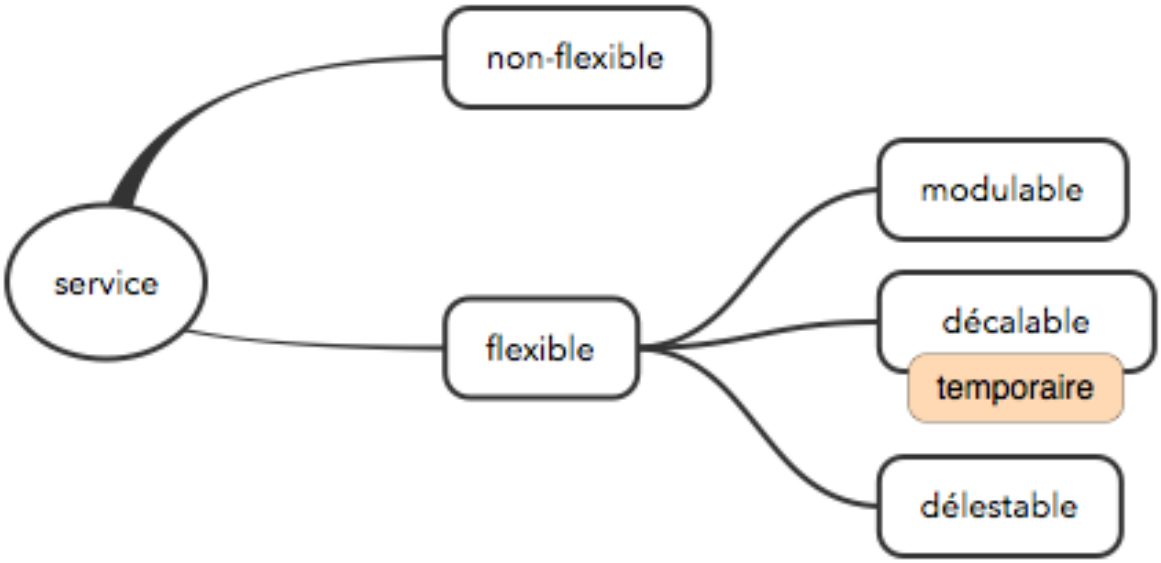


FIGURE 4.10 – Pilotage des services permanents et temporaires dans habitation

en y renonçant pour effacer les pics (cf. figure 4.12). Ainsi, l'inconfort provoqué est plus important qu'avec un décalage des charges. La réduction de la charge des foyers sur le réseau par déconnexion des chauffes-eau électriques a été testé dans dans (Grande and Sæle, 2005). La capacité installée des chauffe-eau était de 2 kW. La réduction maximale a atteint 0.6 kWh/h et s'est produite durant la période horaire 8h-9h la matin. Cela coïncide avec l'heure de pic nordique.

Face aux services flexibles, il y a des services "non flexibles", à l'image de l'éclairage, des ordinateurs, des téléviseurs,... pour lesquels il n'est pas possible ou pas souhaitable de changer le régime de fonctionnement. Il faut cependant prendre note qu'il n'y a aucun service qui soit "flexible" ou "non flexible" dans l'absolu : la flexibilité des services reste une notion très relative.

Pour faire lien avec la classification, les services décalables sont temporaires par nature. Pour les autres services flexibles modulables, ils peuvent être soit temporaires soit permanents.

Dans le contexte de notre travail, le véhicule électrique peut être considéré comme un équipement de la maison qui fournit des services temporaires de transport. Certains voyages en voiture électrique doivent s'effectuer à des horaires fixes comme les trajets réguliers domicile/travail ou aller récupérer quelqu'un. Certains autres en revanche sont moins contraints et peuvent se faire dans une plage horaire plus large de la journée, par exemple, aller se ravitailler en nourriture. Ce genre de déplacements peut être qualifié de services temporaires décalables et être ajustés de manière à moduler la consommation.

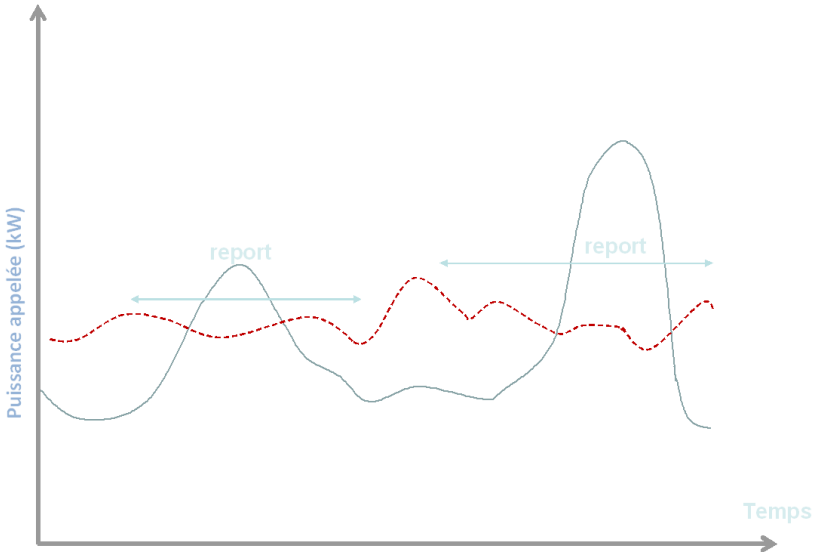


FIGURE 4.11 – Lissage des pointes de consommation par décalage des charges électriques

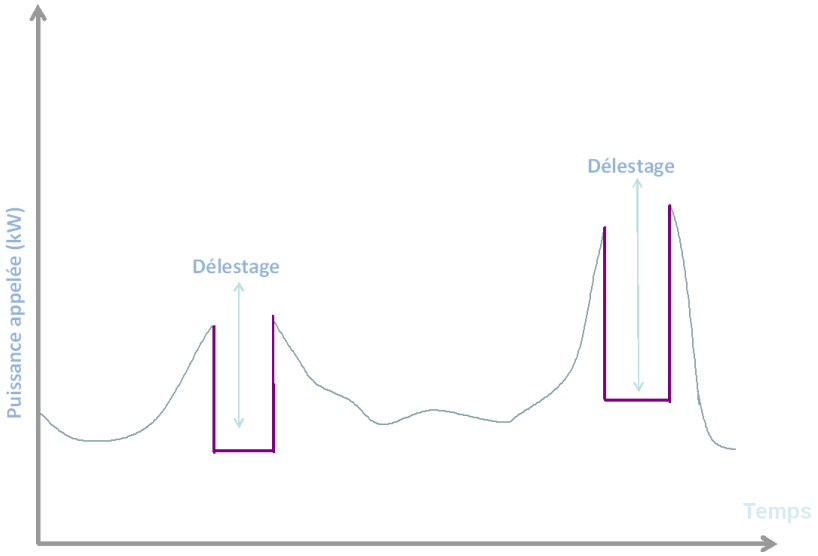


FIGURE 4.12 – Effacement des pointes de consommation par délestage des charges électriques

4.7 Caractéristiques du problème de gestion de la demande électrique de système bâtiments incluant des véhicules électriques

L'option de tarification en temps réel (RTP) que nous avons retenue pour modéliser le prix d'achat de l'électricité dans notre problème, émet des signaux de prix variables pour stimuler ou au contraire décourager ponctuellement la consommation suivant le coût réel de production de l'électricité et le niveau de la demande sur le marché de gros. Nous pouvons tirer pleinement parti de cette volatilité du prix pour économiser davantage sur les coûts

de l'énergie en reportant quelques services domestiques à des moments plus rentables. Nous allons montrer dans la suite que dans le contexte de notre travail cette notion du « *moment rentable* »peut être associée une variable de décision supplémentaire pour réduire la dépense de l'exploitant du système.

Nous allons proposer un mécanisme de gestion des charges électriques schématisé sur la figure 4.13 qui s'appuie sur le caractère décalable des services fournis par certains équipements afin d'ajuster la courbe de consommation de la maison en fonction du prix de l'électricité. Les services décalables peuvent être traités comme des tâches à ordonnancer dans le temps et peuvent être planifiés par un système de gestion d'énergie du bâtiment. Le travail d'optimisation peut ainsi être étendu dans ce sens afin de calculer les meilleures dates de lancement de ces services dans une fenêtre de temps fixée suivant les préférences des occupants et en tenant compte de la disponibilité des ressources et du prix de l'énergie. Pour ce faire, nous allons nous servir du modèle développé par Hoang Le (2011) pour modéliser la consommation des services dits décalables. Le positionnement particulier de notre travail par rapport au travail de Hoang Le Minh apparait dans la prise en compte des véhicules électriques.

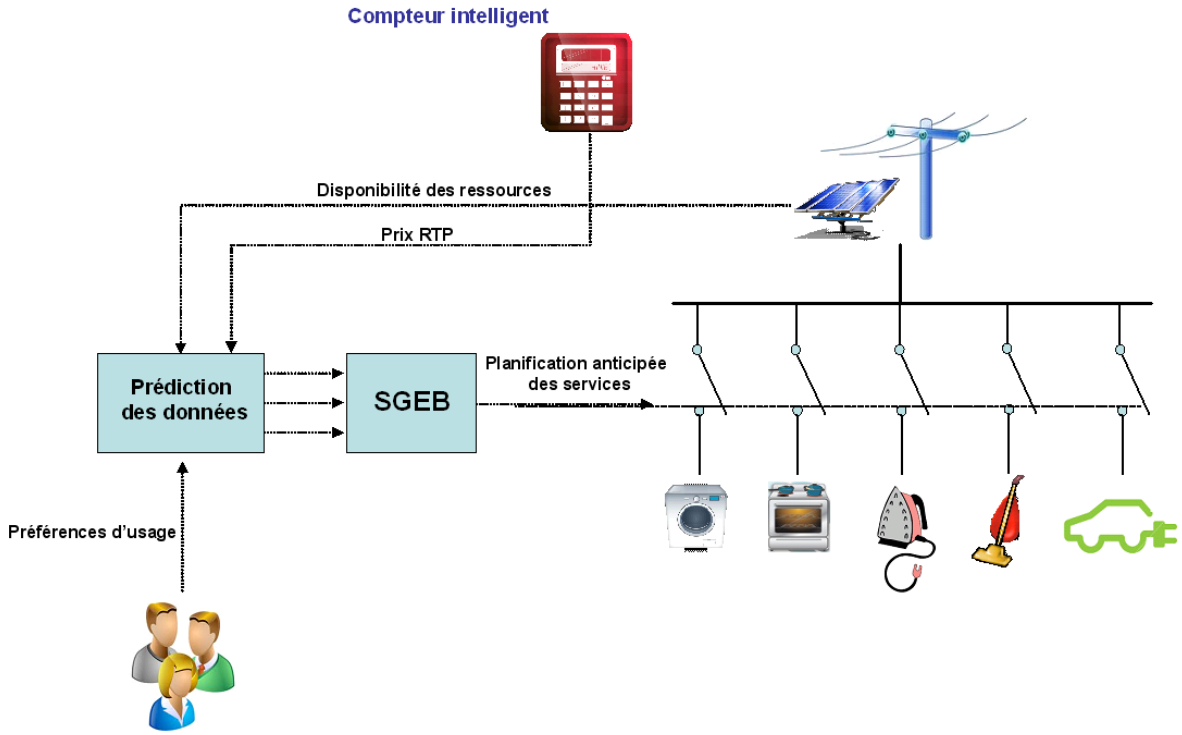


FIGURE 4.13 – Structure du gestionnaire énergétique

Le problème d'ordonnancement est uniquement soumis à des contraintes de fenêtre de temps en ce qui concerne des tâches ménagères. Mais pour ce qui est des déplacements en véhicule électrique, comme il est aussi question de trouver une séquence d'exécution, le problème intègre également des contraintes de ressources disjonctives : les véhicules. Dans

la littérature, la formulation des problèmes d'ordonnancement avec fenêtre de temps est disponibles dans (Solomon, 1987) et un exemple des problèmes sous contraintes de ressources se trouve dans (Caseau and Laburthe, 1995).

4.8 Modèle de gestion des services décalables

Dans la suite, nous identifierons un service décalable par un indice k et le noterons $SRV(k)$. Soit l'ensemble des services décalables auquel peut également appartenir certains membres de l'ensemble $\mathcal{M}$ des missions attribuées à la voiture électrique. $H = \{1, ..., n\}$ sera l'horizon de planification composé de n périodes de temps t de longueur Δ sur lequel les affectations d'énergie sont effectuées.

Un service à l'habitant décalable, illustré par la figure 4.14, se caractérise par :

- $\tau(k)$: temps total d'exécution.
- $Str^{min}(k)$: la date de démarrage au plus tôt acceptable pour l'habitant.
- $Str^{max}(k)$: la date de démarrage au plus tard acceptable pour l'habitant.
- $Str^{opt}(k)$: la date optimisée de démarrage décidée par le problème $\rightarrow [Str^{opt}(k) + \tau(k)]$: la date préférée de fin de mission.
- $P(k)$: la puissance consommée par le service k en cours d'exécution.
- $d'(k,t)$: la durée potentielle d'exécution du service k dans la période t.
- $d(k,t)$: la durée effective d'exécution du service k dans la période t.
- $E(k,t)$: l'énergie consommé par service k durant la période t.

où $\tau(k)$, $Str^{min}(k)$, $Str^{max}(k)$ et $P(k)$ sont des données du problème d'optimisation tandis que $Str^{opt}(k)$, $d'k,t$, $d(k,t)$ et $E(k,t)$ sont des variables de décision.

Selon Lopez et al. (1996), la durée potentielle de l'exécution du service k au cours de la période d'échantillonnage $[(t-1)\Delta, t\Delta[$ est donnée par :

$$d'(k,t) = \min\left[Str^{opt}(k) + \tau(k) + 1, (t+1)\Delta\right] - \max\left[Str^{opt}(k), t\Delta\right] \tag{4.1}$$

Dans le cas d'un service décalable dans le temps, la date de démarrage Str^{opt} est une variable à optimiser. L'expression ci-dessus doit donc être remise en forme PLNE à travers une suite de transformations pour une résolution par des solveurs linéaires dont l'avantage est la puissance de calcul et la garantie de l'optimum global.

Pour éliminer les fonctions min et max, nous définissons dans un premier temps, deux variable binaires $\delta_1(k,t)$ et $\delta_2(k,t)$:

$$\left[\delta_1(k,t) = 1\right] \leftrightarrow \left[Str^{opt}(k) + 1 + \tau(k) \leq \Delta t\right] \tag{4.2}$$

$$\left[\delta_2(k,t) = 1\right] \leftrightarrow \left[Str^{opt}(k) \leq \Delta t\right] \tag{4.3}$$

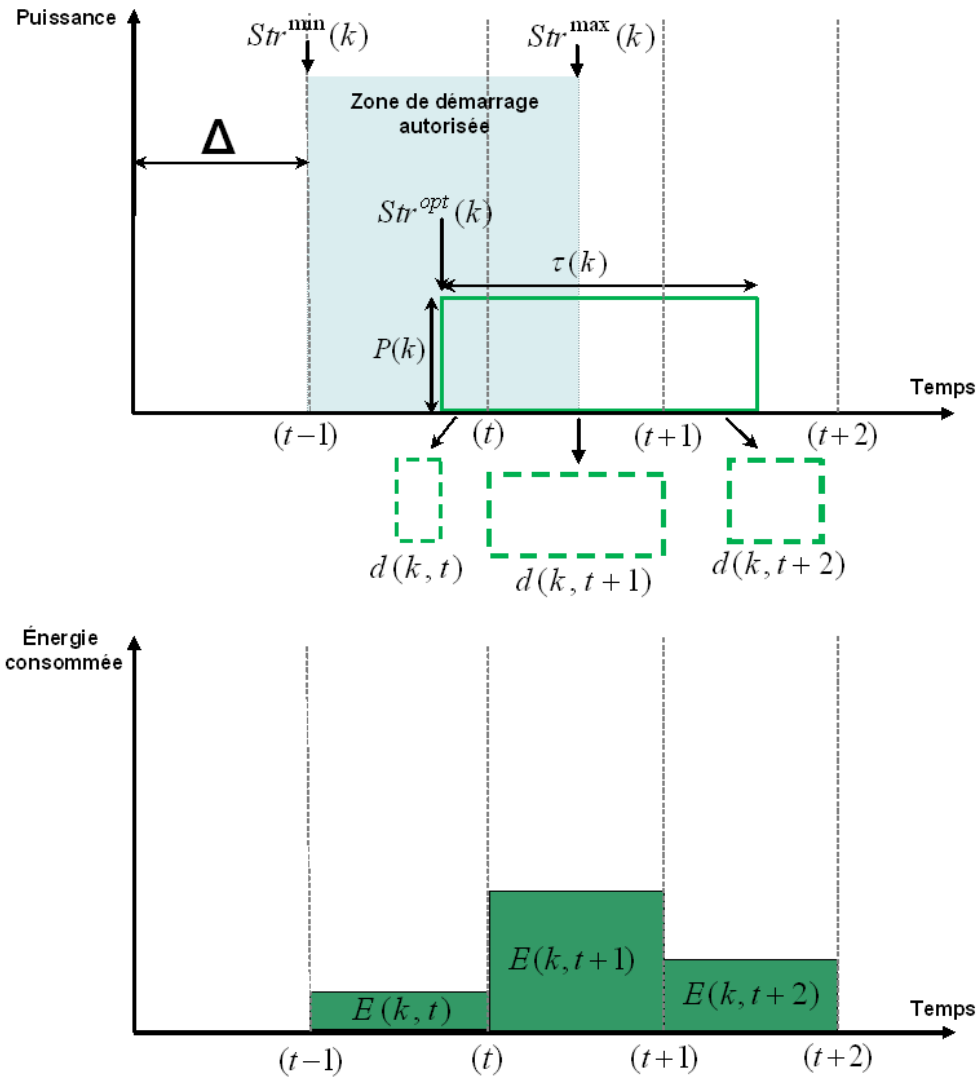


FIGURE 4.14 – Représentation d'un service décalable dans le temps

Ecrivons alors les contraintes linéaires correspondantes aux transformations des conditions logiques (4.2) et (4.3) conformément à la transformation proposée dans (Bemporad and Morari, 1999) décrite dans la partie §3.4 :

$$[\delta_1(k,t)=1] \leftrightarrow \left[Str^{opt}(k)+1+\tau(k)\leq \Delta t\right]$$
$$\Leftrightarrow \begin{cases} Str^{opt}(k)+1+\tau(k)-\Delta t \leq [Str^{max}(k)+1+\tau(k)-\Delta t]\left(1-\delta_1(k,t)\right) \\ Str^{opt}(k)+1+\tau(k)-\Delta t \geq \epsilon + [Str^{min}(k)+1+\tau(k)-\Delta t-\epsilon]\,\delta_1(k,t) \end{cases} \tag{4.4}$$

$$[\delta_2(k,t)=1] \leftrightarrow \left[Str^{opt}(k)\leq \Delta t\right]$$
$$\Leftrightarrow \begin{cases} Str^{opt}(k)-\Delta t \leq [Str^{max}(k)-\Delta t]\left(1-\delta_2(k,t)\right) \\ Str^{opt}(k)-\Delta t \geq \epsilon + [Str^{min}(k)-\Delta t-\epsilon]\,\delta_2(k,t) \end{cases} \tag{4.5}$$

Les fonctions min et max peuvent être alors écrites sous la forme équivalente suivante :

$$\min\Big[Str^{opt}(k)+\tau(k)+1,(t+1)\Delta\Big]\equiv(t+1)\,\Delta\Big[1-\delta_1(k,t+1)\Big]+ \Big[Str^{opt}(k)+1+\tau(k)\Big]\delta_1(k,t+1) \tag{4.6}$$

$$\max\Big[Str^{opt}(k),t\Delta\Big]\equiv Str^{opt}(k)\Big[1-\delta_2(k,t)\Big]+\Delta t\delta_2(k,t) \tag{4.7}$$

La durée potentielle $d'(k,t)$ pendant chaque période d'échantillonnage s'écrit à partir de l'équation (4.1) de la manière suivante :

si $1\leq t<n$

$$d'(k,t)=(t+1)\,\Delta\Big[1-\delta_1(k,t+1)\Big]+\Big[Str^{opt}(k)+\tau(k)\Big]\delta_1(k,t+1) - Str^{opt}(k)\Big[1-\delta_2(k,t)\Big]+\Delta t\delta_2(k,t) \tag{4.8}$$

si $t=n$

$$d'(k,t)=\delta_2\left(k,t\right)+\delta_1\left(k,t\right)Str^{opt}(k)+\tau\left(k\right)-T \tag{4.9}$$

Pour linéariser la partie non-linéaire de l'équation (4.8), nous ajoutons les variables semi-continues $\sigma_1(k,t)\triangleq\delta_1(k,t).Str^{opt}(k)$ et $\sigma_2(k,t)\triangleq\delta_2(k,t).Str^{opt}(k)$ en utilisant la linéarisation présentée dans le paragraphe 3.5.2. L'opération conduit aux contraintes suivantes :

$$\sigma_1(k,t)\triangleq\delta_1(k,t).Str^{opt}(k)\Leftrightarrow\begin{cases}\sigma_1(k,t)\leq Str^{max}(k).\delta_1(k,t)\\ \sigma_1(k,t)\geq Str^{min}(k).\delta_1(k,t)\\ \sigma_1(k,t)\leq Str^{opt}(k)-Str^{min}(k).\left[1-\delta_1(k,t)\right]\\ \sigma_1(k,t)\geq Str^{opt}(k)-Str^{max}(k).\left[1-\delta_1(k,t)\right]\end{cases} \tag{4.10}$$

$$\sigma_2(k,t)\triangleq\delta_2(k,t).Str^{opt}(k)\Leftrightarrow\begin{cases}\sigma_2(k,t)\leq Str^{max}(k).\delta_2(k,t)\\ \sigma_2(k,t)\geq Str^{min}(k).\delta_2(k,t)\\ \sigma_2(k,t)\leq Str^{opt}(k)-Str^{min}(k).\left[1-\delta_2(k,t)\right]\\ \sigma_2(k,t)\geq Str^{opt}(k)-Str^{max}(k).\left[1-\delta_2(k,t)\right]\end{cases} \tag{4.11}$$

La durée potentielle $d'(k,t)$ devient alors :

si $1\leq t<n$

$$d'(k,t)=(t+1)\,\Delta-\delta_1\left(k,t+1\right)\Delta\left(t+1\right)+\sigma_1\left(k,t+1\right)+\delta_1\left(k,t+1\right) +\delta_1\left(k,t+1\right)\tau\left(k\right)-Str^{opt}\left(k\right)+\sigma_2\left(k,t\right)+\Delta t\delta_2\left(k,t\right) \tag{4.12}$$

si $t = n$

$$d'(k,t) = \delta_2(k,t) + \sigma_2(k,t) + \tau(k) - T \tag{4.13}$$

La durée d'exécution est effective si $d(k,t)$ est positif. Pour éliminer les valeurs négatives, nous ajoutons d'abord une variable binaire $\delta_3(k,t)$ vérifiant :

$$[\delta_3 = 1] \leftrightarrow [d(k,t) \geq 0] \tag{4.14}$$

Les contraintes imposées par l'introduction de $\delta_3(k,t)$ s'écrivent conformément à (3.29) et (3.42) :

$$[\delta_3(k,t) = 1] \leftrightarrow [d'(k,t) \geq 0] \Leftrightarrow \begin{cases} d'(k,t) \leq \Delta\delta_3(k,t) \\ d'(k,t) \geq \epsilon - \Delta T[1 - \delta_3(k,t) - \epsilon] \end{cases} \tag{4.15}$$

La durée effective est décrite avec une variable semi-continue comme $d(k,t) \triangleq \delta_3(k,t).d'(k,t)$ qui est traduite par contraintes linéaires suivantes :

$$d(k,t) \triangleq \delta_3(k,t).d(k,t) \Leftrightarrow \begin{cases} d(k,t) \leq \Delta\delta_3(k,t) \\ d(k,t) \geq -\Delta T.\delta_3(k,t) \\ d(k,t) \leq d'(k,t) + \Delta T.[1 - \delta_3(k,t)] \\ d(k,t) \geq d'(k,t) - \Delta.[1 - \delta_3(k,t)] \end{cases} \tag{4.16}$$

L'énergie consommée par le service k est finalement calculée par :

$$E^{opt}(k,t) = d(k,t)\,P(k) \tag{4.17}$$

Nous rappelons la formule (2.27) permettant de calculer la puissance requise par chaque mission effectuée par le véhicule électrique :

$$P(k) = \eta_{ve}\frac{D(k)}{\tau(k)} \qquad \forall k \in \{\mathcal{M} \cap \mathcal{SRV}\} \tag{4.18}$$

Puisque la voiture électrique ne peut pas desservir deux déplacements en même temps, nous ajoutons la condition ci-dessous à respecter pour éviter le télescopage des voyages :

$$Str(k) + \tau(k) < Str(k+1) \qquad \forall k \in \{\mathcal{M} \cap \mathcal{SRV}\} \tag{4.19}$$

L'expression permettant de réguler la charge et la décharge de la batterie électrique pendant la connexion de la voiture au bâtiment est donnée par :

$$\Big(1-\delta_e(t)\Big)\Big(\zeta(t)P_e^{d,max}\Big) \leq P_e^s(t) \leq \delta_e(t)\Big(\zeta(t)P_e^{c,max}\Big) \tag{4.20}$$

où $\zeta(t)$ désigne le taux de disponibilité de la capacité stockage de la voiture pendant la période considérée. Il varie dans l'intervalle $[0,1]$ et se formule en utilisant la relation suivante :

$$\zeta(t) = 1 - \sum_{\mu \in M} d(\mu, t) \tag{4.21}$$

Nous avons vu que la durée de l'exécution $d(k,t)$ pour un déplacement flexible en voiture est une variable d'optimisation et par conséquence le taux de disponibilité $\zeta(t)$ devient aussi une variable. Sa multiplication par $\delta_e(t)$ rend la description (4.20) non-linéaire. Nous reprenons à nouveau la transformation décrite dans l'équation (3.42) pour supprimer la non-linéarité. Nous ajoutons une variable semi-continue $\gamma(t) \triangleq \delta_e(t)\zeta(t)$ qui conduit aux contraintes suivantes :

$$\gamma(t) = \delta_e(t).\zeta(t) \Leftrightarrow \begin{cases} \gamma(t) \leq \delta_e(t) \\ \gamma(t) \geq 0 \\ \gamma(t) \leq \zeta(t) \\ \gamma(t) \geq \zeta(t) - [1-\delta_e(t)] \end{cases} \tag{4.22}$$

L'expression linéaire des inégalités (4.20) devient :

$$P_e^{d,max}\Big(1+\gamma(t)-d(k,t)-\delta_e(t)\Big) \leq P_e^s(t) \leq P_e^{c,max}\Big(\delta_e(t)-\gamma(t)\Big) \tag{4.23}$$

4.9 Conclusion

Le schéma émergeant concernant l'exploitation du réseau électrique consiste à écrêter les pointes de consommation du côté de la demande plutôt que d'augmenter la capacité de production. Des intéressements financiers ou des tarifs dynamiques de l'électricité peuvent être mis en place pour stimuler ou au contraire décourager ponctuellement la consommation suivant le niveau de la demande globale sur le réseau électrique. Dans ce chapitre, nous nous sommes penchés sur la gestion de la demande électrique « *Demand Side Management* (DSM) » dans le secteur bâtiment. De par son impact sur la consommation électrique globale, ce dernier demeure une cible privilégiée pour effacer les pointes sur le réseau et stabiliser le réseau pendant les heures critiques.

Mis à part le contrôle direct des charges électriques par les compagnies d'électricité, nous avons mis en évidence un ensemble d'actions grâce auxquelles les particuliers peuvent maîtriser localement leur propre usage de l'électricité durant les périodes de pic où les centrales de production rejettent plus de gaz à effet de serre et où le prix est plus élevé. Ces actions sont

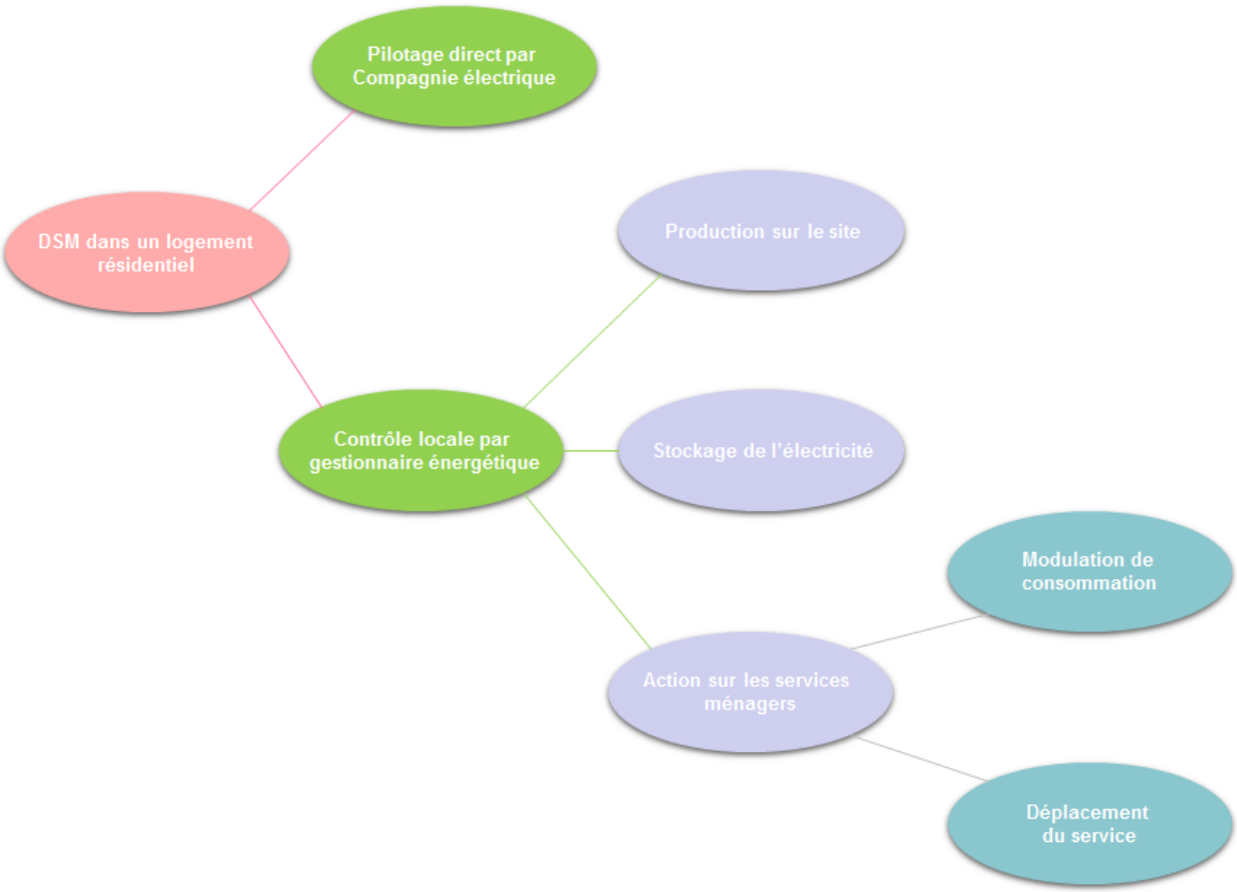


FIGURE 4.15 – Moyens d'action pour gérer la demande électrique du système bâtiment

récapitulées dans la figure 4.15. Moduler la consommation associée aux services réalisés par les équipements ménagers est une voie possible. Néanmoins les différents services exigent différentes sortes de pilotage en fonction de leur profil énergétique. Ils peuvent être modulés, déplacés ou être entièrement incontrôlables. Nous avons identifié les classes des services dits "à l'habitant" et les types de gestion que ceux-ci impliquent généralement.

Nous avons ensuite établi un modèle d'optimisation PLNE pour gérer la consommation des services à caractère décalable, et en particulier, les véhicules électriques. L'originalité du travail est de considérer globalement le système bâtiment avec des véhicules électriques et non pas d'optimiser séparément deux types de sous-problèmes. Ce modèle sera appliqué dans le chapitre suivant pour optimiser la courbe de consommation électrique du logement étudié par rapport à l'évolution horaire du prix de l'électricité.

Chapitre 5

Mise en œuvre, test et validation

Dans ce chapitre, nous allons exploiter les modèles d'optimisation établis dans les chapitres précédents pour différents architectures multi-sources d'habitat V2H afin d'illustrer et de valider notre approche. L'optimisation devrait permettre de planifier intelligemment les sources et certaines charges électriques sur une journée type de manière à atteindre la meilleure configuration des flux énergétique pour limiter le coût énergétique. Considérant une anticipation d'une journée, l'horizon de planification est discrétisé en 24 périodes $t = \{1 \cdots 24\}$ de durée $\Delta = 1h$ et couvrant l'intervalle horaire $\Big[(t-1)\Delta, t\Delta\Big[\,; \forall t$.

5.1 Scénarios étudiés

Afin d'évaluer la crédibilité et la validité de l'approche proposée dans ce mémoire de thèse, nous avons réadapté et testé le problème d'optimisation des flux énergétiques (OPFP) donné par le jeu d'équations (3.47 à 3.82, pages 61 à 62) pour l'ensemble des scenarii synthétisés dans le tableau 5.1 couvrant différentes topologies de sources raccordées au logement multi-source/multi-charge présenté au paragraphe §3.2 :

• Les deux premiers scénarios s'intéressent au système bâtiment non connecté à la voiture électrique mais ils se distinguent par le type de stratégie de gestion utilisé :

– Le scénario S1 soumet le bâtiment à une heuristique de gestion des flux d'énergie telle qu'elle pourrait exister aujourd'hui. Dans ce cas, le gestionnaire d'énergie est supposé être réglé par l'utilisateur qui lui impose les règles à suivre. Il s'agit donc de trouver une solution simple au problème sans avoir recours à des algorithmes d'optimisation. Ce n'est évidement pas la meilleure approche du point de vue économique mais étudier ce cas est primordial pour avoir une base de comparaison. On ne gère ni le système de cogénération CHP ni le stockage chaleur. La production solaire est consommée. Si la production n'est pas suffisante, le complément est tiré du réseau. Pour le chauffage, seule la chaudière est utilisée.

TABLE 5.1 – Synthèse des scénarios testés

Scénarios	**Topologie du système**	**usage VE**	**Stratégie**
S1	bâtiment	néant	heuristique des sources
S2	bâtiment	néant	optimale des sources
S3	bâtiment + VE	mobilité	optimale des sources
S4	bâtiment + VE	mobilité + alimentation V2H	optimale des sources
S5	bâtiment + VE	mobilité + alimentation V2H	optimale des sources et des charges

– Le scénario S2 a recours à un pilotage optimisé des sources d'énergie du logement avec le fournisseur de l'énergie, la centrale PV, le cogénérateur CHP et le stockage de chaleur de manière à minimiser le coût total de consommation d'énergie exprimé. Pour simuler cette situation, les équations liées à la voiture électrique sont retirées de la formulation du problèmes.

• Les deux scénarios suivants intègrent la capacité de stockage du véhicule électrique au système énergétique du logement dans deux contextes totalement différents :

– Le scénario S3 considèrent la voiture électrique strictement comme un moyen de locomotion qui, pendant le temps de stationnement, est connecté au bâtiment et peut ainsi recharger sa batterie pour être en mesure d'assurer la mobilité quotidienne des habitants. Néanmoins, toute décharge (flux inverse) de l'électricité depuis le véhicule vers bâtiment est interdite. Cela consiste à modifier le domaine de valeurs de la variable P_e^s donnée par la contrainte (3.57) de manière à être toujours à valeur positive :

$$0 \leq P_e^s(t) \leq \left(P_e^{c,max}\zeta(t)\right)\delta_e(t) \tag{5.1}$$

– Dans le scénario S4, la voiture agit comme un équipement de la maison qui remplit la double fonction transport/alimentation électrique. A ce titre, nous autorisons la décharge de la batterie de la voiture pour supporter les charges du bâtiment grâce au contexte V2H.

• Pour terminer, le dernier scénario S5 en plus de l'option V2H implique la gestion des charges électriques. Pour faire cela, le modèle de gestion des services décalables et les contraintes sous-jacentes décrits par les équations (4.1-4.23, pages 80 à 84) est inséré dans le corps du problème d'optimisation afin de maîtriser la charge induite par la consommation vraisemblable d'une partie des équipements électro-ménagers du bâtiment.

L'étude des scénarios que nous venons d'évoquer devrait conduire à :

1. mettre en évidence l'intérêt de la gestion anticipative optimisée des ressources énergétiques (moyen de production et de consommation) dans un contexte V2H.
2. analyser les impacts potentiels de l'intégration de véhicule électrique dans le système d'approvisionnement en énergie d'un bâtiment.

Dans le reste du chapitre, les résultats obtenus pour chaque scénario sont présentés graphiquement et discutés de façon approfondie.

5.2 Données d'entrée considérées

Les spécificités techniques des équipements de production et du véhicule utilisées sont communiquées dans le tableau 5.2. La date du 9 février 2013 a été retenue pour les données temporelles du problème de gestion des flux énergétiques. Elle sont représentées sur la figure 5.1. La figure 5.1(a) illustre la production prévue de la toiture PV calculée à partir des relations (2.9-2.13, pages 36 et 36) pour le modèle des panneaux spécifié dans le tableau 5.2. Les courbes prévisionnelles d'ensoleillement et de température de Grenoble pour 24h à la date d'optimisation sont exposées respectivement dans les figures 5.1(b) et 5.1(c). Ces données sont nécessaires à la prédiction de la production solaire. La température ambiante a été extraite du site web Meteociel [1] et la courbe d'ensoleillement journalier a été créée à partir du gisement solaire estimé par le simulateur CALSOL [2] pour une orientation sud et une inclinaison idéale des panneaux de 30°.

La figure 5.1(d) représente le tarif dynamique de l'électricité annoncé sur le site Internet EPEX [3] pour la date envisagée. EPEX est la bourse des marchés spot de l'électricité européens qui correspond aux prix de gros sur une base horaire pour les transactions du jour au lendemain (J-1). Quant au prix payé pour le gaz illustré par la figure 5.1(e), nous avons retenu les mêmes tarifs réglementés que ceux en vigueur en distribution publique française qui s'élève à 5.24 c€/kWh pour une tranche de consommation annelle entre 6000 et 30000 kWh.

Nous rappelons que nous considérons une tarification de l'énergie photovoltaïque allemande (cf. figure 1.2), qui favorise l'auto-consommation. Pour chaque kWh d'énergie PV vendue au réseau, une somme de 15c€/kWh est versée directement au producteur local. Le kWh consommé sur place par le producteur est subventionné à hauteur de 12c€/kWh.

La courbe 5.1(f) illustre la courbe prévisionnelle de consommation électrique du bâtiment au cours de la journée étudiée. Elle est construite en cohérence avec des profils de consommation usuels pour une résidence sur la base des relevés réels d'un bâtiment existant. Nous remarquons

1. Prévision météo pour la France et observation en temps réel :http://www.meteociel.fr/
2. Locigiel à vocation pédagogique pour l'évaluation de l'énergie solaire disponible, développé par INES Education : http://ines.solaire.free.fr/gisesol.php
3. http://www.epexspot.com

TABLE 5.2 – Spécification des composants

Photovoltaïque	**Notation**	**Valeur**	**Unité**
Tension des cellules solaires en circuit ouvert	V_{oc}	36.8	V
Courant des cellules solaires en court-circuit	I_{sc}	8.34	A
Température de fonctionnement normal des cellules	$NOCT$	45	°C
Résistance série des modules solaires	r_s	1.5	Ω
Coefficient de température en court-circuit	α_{sc}	0.0065	°C
Coefficient de température en circuit ouvert	β_{oc}	−0.034	°C
Rendement de l'onduleur solaire	η^{inv}	95	%
Micro-CHP			
Puissance maximale d'entrée	$\bar{P}^{CHP}$	5	kW
Rendement électrique	η_{ge}^{CHP}	32	%
Rendement thermique	η_{gh}^{CHP}	53	%
Chaudière Gaz			
Puissance maximale d'entrée	$\bar{P}^{CG}$	3	kW
Rendement	η^{CG}	75	%
Stockage Batterie Électrique			
Capacité nominale	C_b	25	kWh
Rendement charge/décharge	η_b	95	%
Puissance maximale de recharge	$P_e^{c,max}$	8	kW
Puissance maximale de décharge	$P_e^{d,max}$	8	kW
État de charge minimal	$S\underline{O}C_e$	2.5	kWh
État de charge maximal	$S\overline{O}C_e$	22.5	kWh
Stockage Chaleur			
Capacité nominale	C_h	5	kWh
Rendement charge/décharge	η_h	90	%
État de charge minimal	$S\underline{O}C_h$	0	kWh
État de charge maximal	$S\overline{O}C_h$	5	kWh

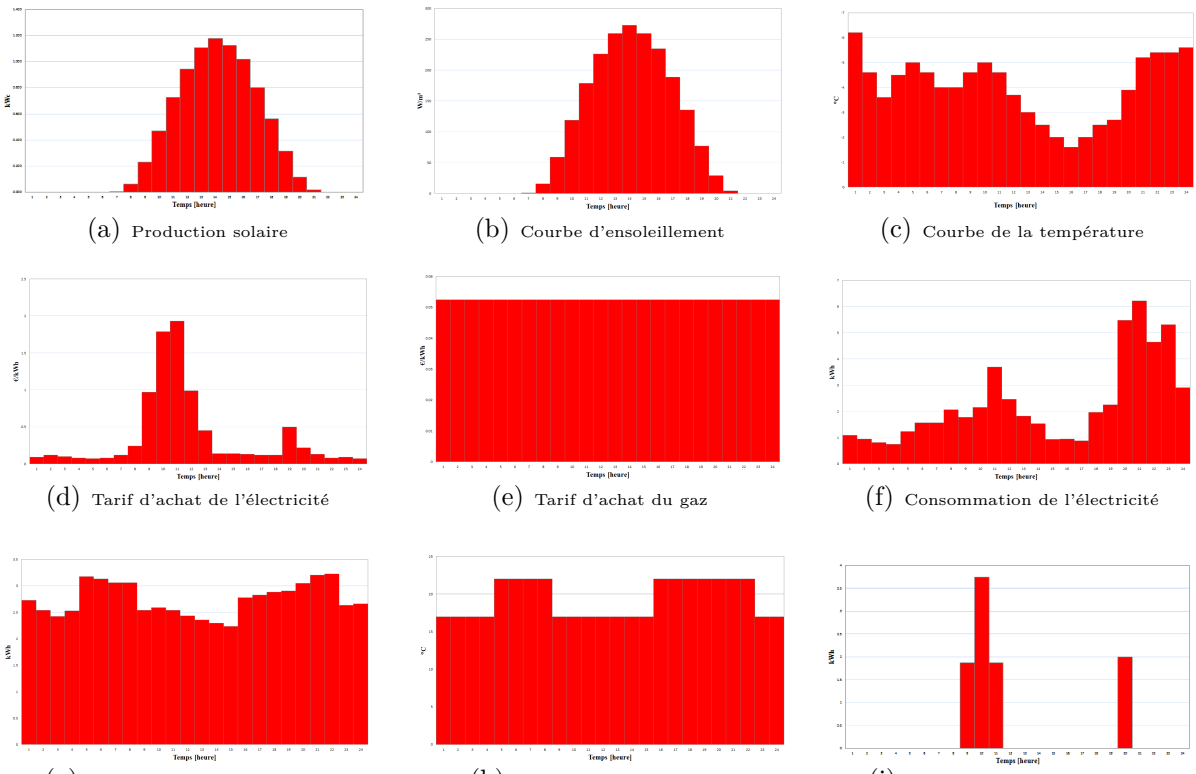
deux périodes de pic de consommation à midi et au début de la soirée, aux heures où les activités résidentielles se multiplient habituellement.

La consommation de chauffage du logement pendant la journée d'optimisation est représentée dans 5.1(g). Le besoin calorifique pour garantir la consigne de température de l'espace intérieur (voir figure 5.1(h)) à chaque période de l'horizon est calculé grâce à l'expression suivante :

$$L_h(t) = \frac{\Big(\theta_{int}(t) - \theta_{ext}(t)\Big)}{R^{th}} - \Big(S_{eq} \cdot R(t)\Big) \tag{5.2}$$

avec :

- θ_{ext} : température de l'air extérieur en °K.
- θ_{int} : consigne de température de l'espace intérieur en °K.
- R^{th} : résistance thermique de conduction de l'enveloppe du bâti évaluée à $0,065$ °K/W.
- S_{eq} : surface équivalente de captage du rayonnement solaire en position horizontale évalué à 10 m^2.
- R : intensité de radiation solaire en W/m^2.



(a) Production solaire (b) Courbe d'ensoleillement (c) Courbe de la température

(d) Tarif d'achat de l'électricité (e) Tarif d'achat du gaz (f) Consommation de l'électricité

(g) Consommation du chauffage (h) Consigne de température (i) Consommation de la voiture

FIGURE 5.1 – Données du problème OPFP

Finalement, la figure 5.1(i) affiche la consommation journalière prévue de la voiture électrique par pas horaire. Pour quantifier la puissance consommée par la voiture selon l'équation (2.27, page 42), nous avons utilisé les informations stipulées dans le tableau 5.2 des missions programmées.

TABLE 5.3 – Planning des missions programmées de la voiture électrique

	Départ prévu	**Durée du trajet**	**Distance**
Mission 1	9h30	2 heures	30 km
Mission 2	19h15	$\frac{1}{2}$ heure	8 km

5.3 Implémentation du problème d'optimisation

Les modèles PLNE du problème ont été implémentés dans l'environnement d'optimisation GAMS « General Algebraic Modeling Système » installé sur un calculateur Intel Core2 Duo 2,1GHz avec 4Go de RAM. GAMS est un système de modélisation de haut niveau pour l'optimisation mathématique (Brooke and Rosenthal, 2003). Il est conçu pour modéliser

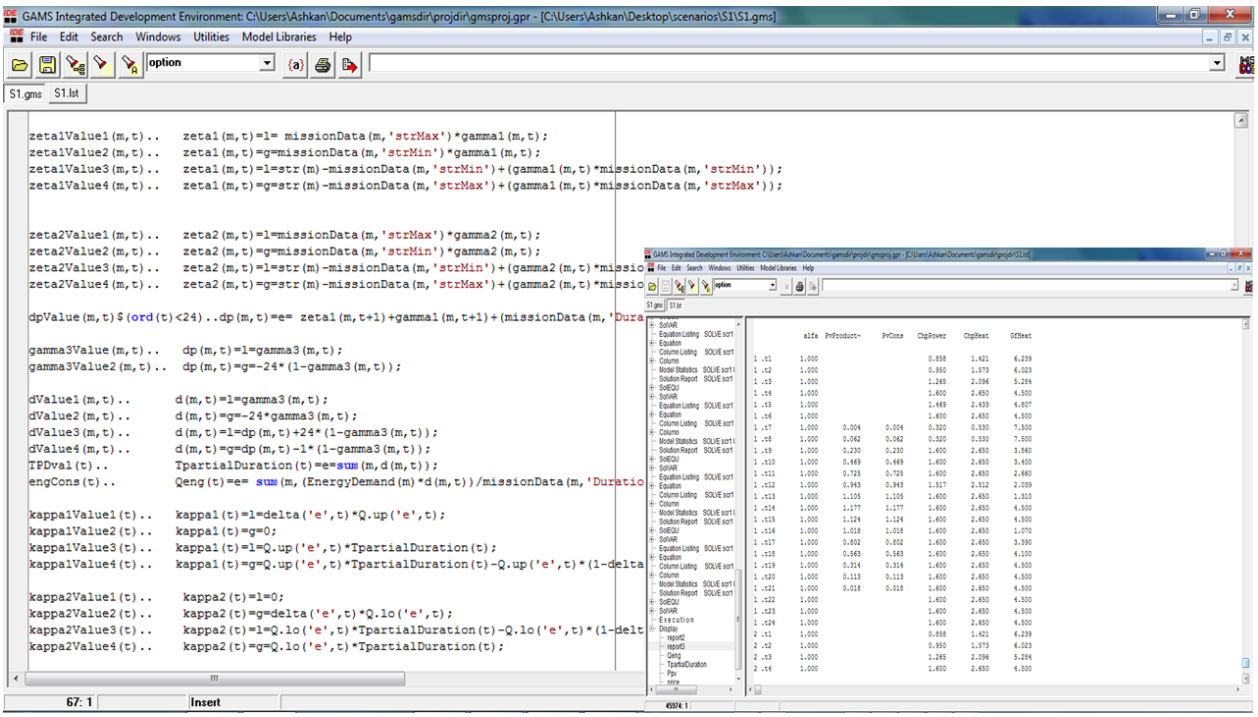


FIGURE 5.2 – Capture écran du problème d'optimisation OPFP implémenté dans l'environnement GAMS avec la syntaxe AMPL pour appeler CPLEX

et résoudre les problèmes d'optimisation de diverses natures : linéaire, non linéaire et les problèmes en nombre entiers.

GAMS est très souple car il peut être connecté aux principaux logiciels d'optimisation disponibles. Il est peut être utilisé sur diverses plates-formes informatiques. Les modèles sont portables d'une plate-forme à l'autre. Il est particulièrement utile pour les problèmes d'optimisation complexes. Le concepteur peut modifier la formulation, changer de solveur et même passer d'un modèle linéaire à un modèle non-linéaire et vise versa très rapidement.

L'application logiciel GAMS contient un environnement de développement intégré qui est connecté à un compilateur de langage et à une bibliothèque d'optimiseurs. Dans l'environnement de développement, les données du problème sont saisies sous forme de listes et de tableaux. Les équations sont formalisées dans des formalismes algébriques usuels « Algebric Modeling Language ou (AML) » qui sont lisibles à la fois par l'homme et par la machine (Fourer et al., 1993). Les caractéristiques de la solution optimale trouvée sont listés dans un rapport de sortie qui est généré automatiquement.

Parmi les optimiseurs disponibles dans la bibliothèque, nous avons choisi l'optimiseur CPLEX développé par IBM ILOG [4](ILOG, 2007) pour résoudre le problème de gestion d'énergie. CPLEX utilise une multitude d'algorithmes pour résoudre des problèmes de type linéaire, linéaire mixte et même quadratique. Pour résoudre les problèmes de type PLNE, il

4. ILOG est une entreprise française, éditeur de logiciels de gestion. L'entreprise a été rachetée par IBM en 2009

applique un algorithme branch-and-cut avec des fonctionnalités modernes comme les plans de coupe et des heuristiques qui permettent de réduire les temps de calcul.

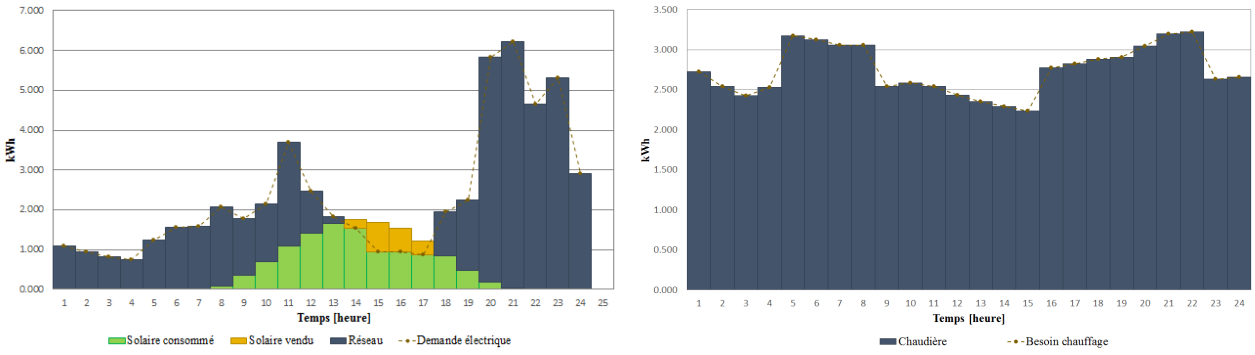
Les codes implementation GAMS correspondant à l'ensemble des scénarios accompagnés des plans d'énergie générés avec les valeurs optimales des variables de décisions sont en annexe A.

5.4 Présentation des résultats et discussions

La figure 5.3 représente le plan anticipatif de gestion des sources trouvé par l'heuristique du premier scénario pour l'allocation des ressources énergétiques du système bâtiment multi-sources/multi-charge étudié. La figure 5.4 représente le plan de gestion anticipé par la gestion optimisée dans le scénario S2. Tant l'heuristique de gestion que la gestion optimisée favorisent tous les deux l'auto-consommation de l'énergie produite par l'installation PV selon le principe allemand ; à l'exception de la période entre 13h et 17h où les panneaux génèrent plus d'électricité qu'il n'en faut pour alimenter les charges domestiques. La production en excès est obligatoirement réinjecté sur réseau. En première analyse, le montant de la prime d'auto-consommation semble moins attrayant que le prix de rachat solaire (12 c€ contre 15 c€). Cela pourrait laisser à penser qu'il serait préjudiciable de consommer sa propre production plutôt que de la vendre. Or, en réalité, cela conduit à plus de bénéfice car cela permet de percevoir la subvention d'autoconsommation d'une part, et d'économiser sur l'achat d'électricité au commercialisateur.

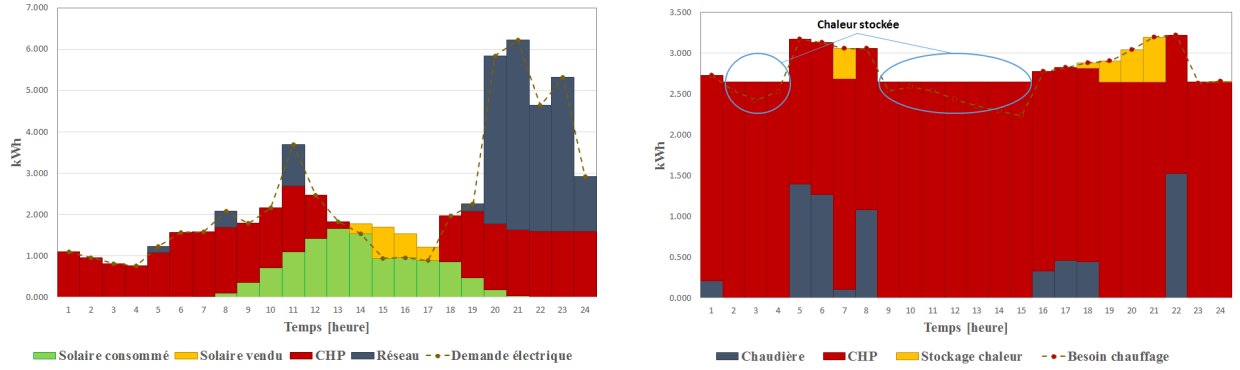
On observe que l'exploitation du système de cogénération CHP dans le deuxième scénario réduit la dépendance au réseau de distribution (voir figure 5.4(a)). L'appel de puissance sur le réseau est uniquement limité aux moments où la production cumulée des générateurs locaux, c'est-à-dire du PV et du CHP, ne permet pas de couvrir la demande des habitants. Le recours au support du réseau devient alors inévitable.

Par ailleurs, l'usage du CHP fait que le chauffage de la maison se fait pour l'essentiel à partir de la chaleur dans le scénario S2 (figure 5.3(b)) ; alors qu'il est entièrement assuré par la chaudière dans le premier scénario avec gestion heuristique (figure 5.4(b)). Cela provoque une augmentation de la consommation de gaz parce que le système de cogénération, du fait de son rendement moins élevé, consomme plus de gaz que la chaudière pour fabriquer la même quantité de chaleur. Toutefois, l'électricité issue de la cogénération étant nettement moins cher que l'électricité achetée, l'économie dégagée par l'exploitation du système CHP est suffisamment importante pour non seulement compenser la somme additionnelle payée pour le gaz ; mais aussi pour réduire le coût global de l'énergie consommée. Un autre point remarquable est que parfois la chaleur fournie par l'installation de chauffage (chaudière + cogénération) dépasse le besoin du moment. L'excédent est stocké pour être utilisé en cas



(a) électricité (b) chaleur

FIGURE 5.3 – Gestion des sources dans le scénario S1

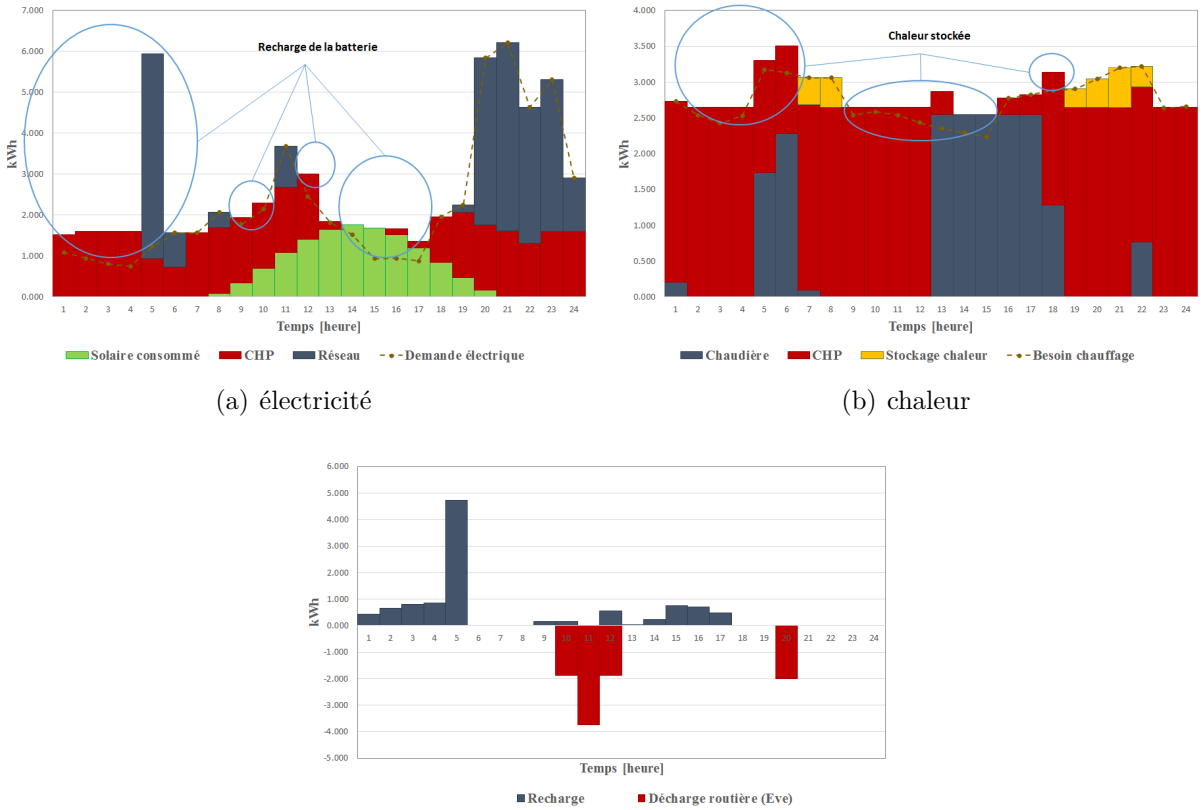


(a) électricité (b) chaleur

FIGURE 5.4 – Gestion des sources dans le scénario S2

d'urgence lorsque la puissance souscrite ne permet plus de produire assez de chaleur pour chauffer le logement à la valeur de consigne.

Les figures 5.5 et 5.6 montrent les plans optimaux de fonctionnement anticipé des sources du bâtiment après l'intégration d'un véhicule électrique au système de gestion énergétique pour les scénarios S3 et S4. Dans le premier cas, la voiture se présente comme une nouveau poste de consommation, tandis que dans le deuxième, la batterie de la voiture s'ajoute aux autres sources de l'électricité pour alimenter les équipement de la maison via la technologie V2H. La stratégie de gestion du scénario S3 subit quelques petits changements par rapport au scénario précédent, et le plan anticipatif conserve plus au moins la même allure. La seule différence observable est la croissance de la puissance appelée sur le réseau entre 3h et 6h du matin (couvrant les périodes 4, 5 et 6), accompagnée d'une légère hausse de la production du système de cogénération au début de la journée et dans l'après-midi pour répondre à la demande additionnelle d'électricité due à la recharge du véhicule. La figure 5.5(c) trace le profil de charge et de décharge de la batterie électrique. Dans la matinée, le gestionnaire d'énergie profite du prix relativement bas de l'électricité pour soutirer au réseau une grande partie de l'énergie requise par le véhicule pour accomplir le premier voyage de la journée. Lors



(a) électricité

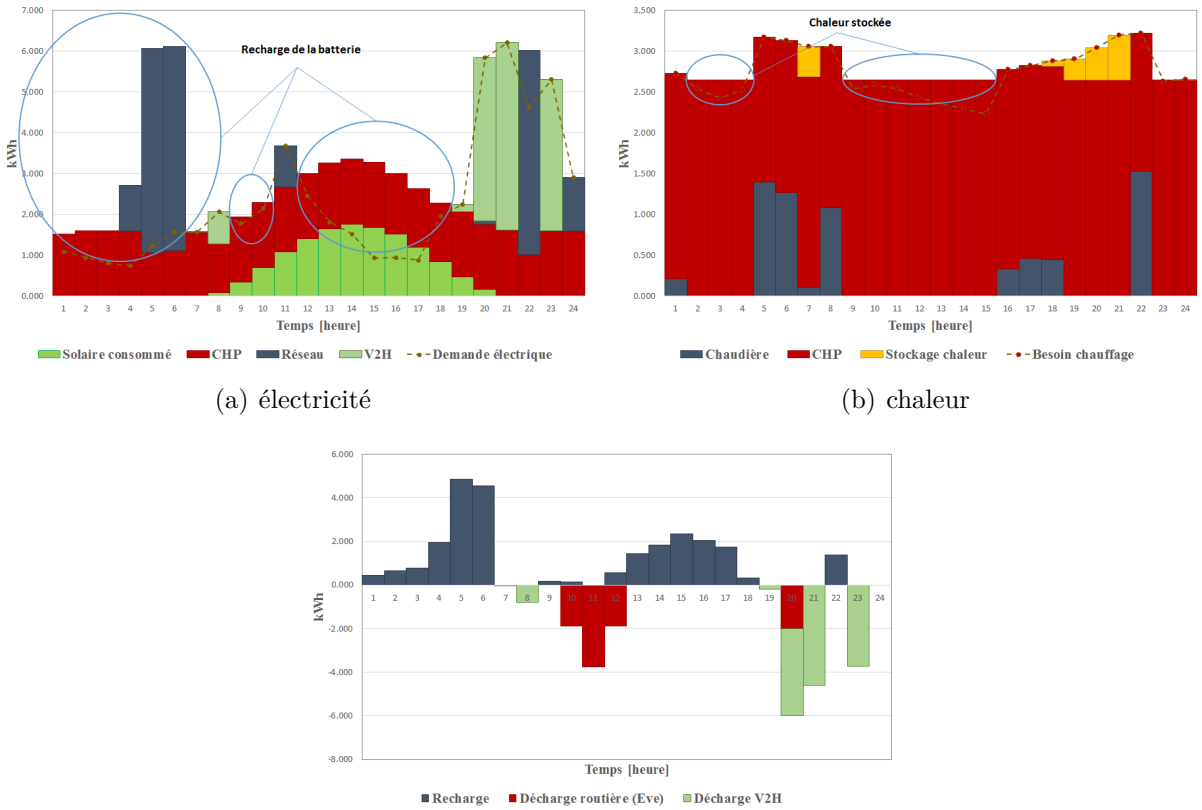
(b) chaleur

(c) véhicule électrique

FIGURE 5.5 – Gestion des sources dans le scénario S3

de la deuxième phase de recharge de 13h à 17h, le gestionnaire fait appel à l'électricité fournie par la cogénération et les panneaux solaires pour alimenter le véhicule pour le déplacement du soir. Il se trouve que la présence de la capacité de stockage du véhicule dans ce troisième scénario permet d'augmenter davantage la part d'auto-consommation solaire dans le mesure où la totalité de l'électricité photovoltaïque produite en journée, même la quantité vendue dans le scénario S2, est absorbée par la batterie pour un usage ultérieur.

Le changement du plan de gestion est plus flagrant dans le scénario S4. Le prélèvement de l'énergie embarquée à bord du véhicule par les charges installées dans la maison permet de supprimer une grande partie de la consommation sur le réseau électrique durant la soirée. Cela présente deux avantages majeurs : alléger la facture électrique et, en même temps, soulager le réseau électrique durant la période de haute consommation. L'implication de la voiture dans un service V2H, en plus de sa fonction du transport, requiert de recharger davantage la batterie. Comme le montre la figure 5.6(c), le plein d'électricité s'effectue le matin en période de prix bas de l'électricité sur le réseau, et dans l'après midi à partir de l'énergie solaire et de l'électricité de cogénération. L'utilisation plus intensive du CHP pour approvisionner le stockage électrique, réduit de plus en plus la part de la chaudière dans le chauffage (cf. figure 5.6(b)).



(a) électricité

(b) chaleur

(c) véhicule électrique

FIGURE 5.6 – Gestion des sources dans le scénario S4

Nous avons vu dans le scénario S4 que grâce à une gestion appropriée des générateurs PV et CHP reliés au stockage batterie, l'appel de puissance sur le réseau est significativement diminué pendant le pic du soir ; d'où une facture d'énergie moins chère. Dans le dernier scénario que nous avons étudié, nous avons examiné la possibilité d'augmenter ce gain davantage en contrôlant la consommation des services fournies par une partie des équipements installées dans la maison.

Le tableau 5.4 liste les services sélectionnés pour une gestion DSM. Ils incluent également les deux voyages prévus pour le véhicule électrique (se référer au tableau 5.2). Nous avons fait un choix des services ayant la capacité à être déplacés et qui sont en même temps non prioritaires pour que le changement de leur régime fonctionnel ne compromette pas trop le confort des habitants. Relaxer les contraintes au départ de la voiture laisse libre cours au gestionnaire d'énergie pour réorganiser les voyages dans le but d'optimiser le temps de présence de la capacité de stockage de la batterie pour livrer la puissance V2H à la maison. Cela est d'autant plus intéressant que la valeur économique de prestation V2H est en proportion avec le moment où elle s'opère au sens où plus l'électricité vaut chère au moment de la réalisation du V2H, plus l'économie qu'en découle serait importante.

Pour chaque service, le tableau renseigne la puissance requise par celui-ci P, la durée

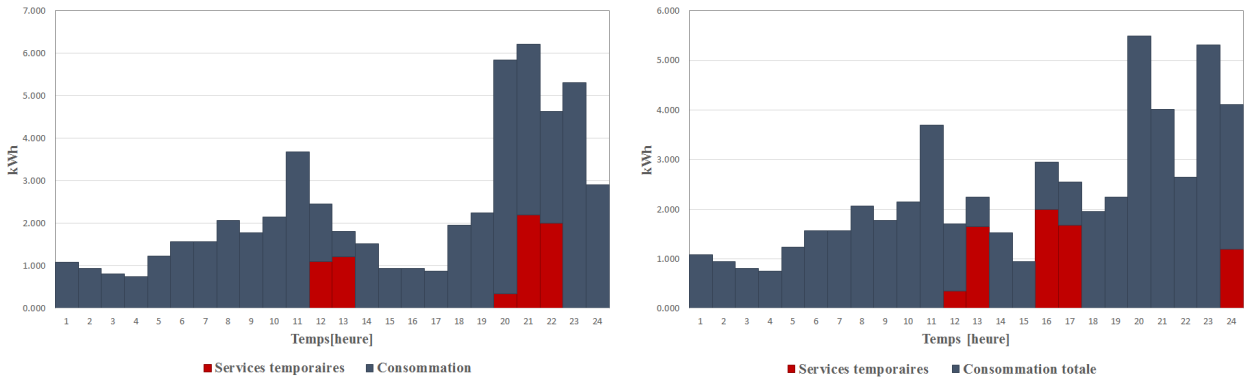
TABLE 5.4 – Caractéristiques des services temporaires demandés

Service	Puissance	Durée exécution	Démarrage initial	Intervalle démarrage préféré		Démarrage optimal
				au plus tôt	au plus tard	
Lavage de linges	2000 W	1.5 heures	20h30	7h00	23h00	14h00
Lavage vaisselles	1200 W	1 heure	20h00	19h00	23h00	23h00
Repassage de linges	900 W	$\frac{3}{4}$ heure	12h15	14h00	17h00	16h00
Nettoyage asspirateur	700 W	$\frac{1}{2}$ heure	19h00	9h00	19h00	17h00
Cuisson en four	2200 W	$\frac{3}{4}$ heure	11h30	11h00	13h00	13h00
Mission 1	3750 W	2 heures	9h30	7h00	16h00	8h00
Mission 2	4000 W	$\frac{1}{2}$heure	19h00	13h00	21h00	18h00

d'exécution D, le moment de démarrage initial Str^{init}, l'intervalle de mise en route préféré par l'utilisateur $[Str^{min}, Str^{max}]$, et finalement l'heure optimale du lancement suggéré par le gestionnaire d'énergie Str^{opt}. La préférence de l'utilisateur pour l'usage des services peut être réglé de différentes manières : elle est soit déduite des statistiques et de l'historique de la consommation, soit signalée directement par l'usager lui-même au système de gestion.

La figure 5.7 compare la répartition de la consommation des services choisis mise à part celle de la voiture dans la courbe prévisionnelle de la demande électrique de la maison avant (graphe de gauche) et après (graphe de droite) l'optimisation du temps de fonctionnement. Le décalage des services ménagers provoque naturellement une déformation (des changements poncutels) du profil de la demande de l'électricité illustré avant sur le graphe 5.1(f) sans changer la consommation globale sur la journée car aucune consommation est supprimée. La figure 5.8 expose la dérive de la courbe optimisée L_e^{opt} de la demande par rapport à la courbe originale L_e après avoir reporté les services. La tendance est de transférer un maximum possible de consommation des pointes de prix de 11h à 13h et du pic soirée entre 20h et 22h où la consommation sur le réseau électrique restait important dans le quatrième scénario, vers les heures de forte disponibilité de l'énergie gratuite du soleil à partir de 14 h jusqu'à 19h. Pendant ces heures, les panneaux PV fonctionnent à pleine capacité et une fois complété par l'apport de CHP peuvent approvisionner les charges additionnelles déplacées sans besoin du soutien du réseau.

La figure 5.9 montre le changement du profil de consommation du véhicule avant et après replanification des déplacements quotidiens. La figure 5.10 représente le plan anticipatif impliquant différentes ressources pour assurer la demande thermique et la nouvelle demande électrique des occupants. Si on met en parallèle les graphe 5.10(a) et 5.6(a), on constate que



(a) avant le déplacement (b) après le déplacement

FIGURE 5.7 – Répartition des services temporaires dans le profil de consommation

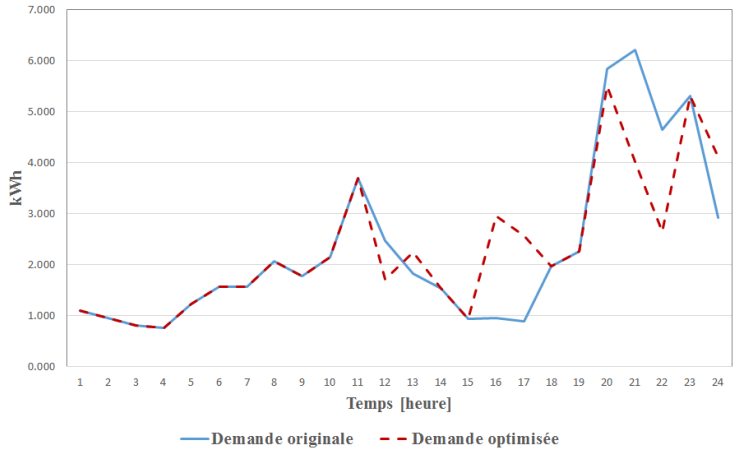


FIGURE 5.8 – Modulation du profil de consommation électrique

le changement sur le plan de la mobilité rend le stockage du véhicule disponible pour opérer en mode V2H entre 10 h et midi quand le prix d'électricité est le plus cher de la journée pour éviter la puissance appelée sur le réseau entre 10h et 11h observée dans le scénario S4. Une autre différence de stratégie comparée au scénario préalable est la part réduite de la chaleur produite par chaudière à cause d'un usage plus intensif du CHP. La façon de recharger le véhicule électrique est différente. On recharge plus au matin sur le réseau et moins dans l'après midi à partir de l'électricité locale (figure 5.10(c)).

5.5 Conclusion

Dans ce chapitre, le problème de gestion des flux d'énergie dans l'habitat formulé dans le chapitre 3 a été adapté à un ensemble de cinq scénarios simulant les différents topologies de bâtiments multi-sources/multi-charges étudiés en liaison ou non avec un véhicule électrique pour montrer l'intérêt et la validité de l'approche de gestion d'énergie proposée dans cette

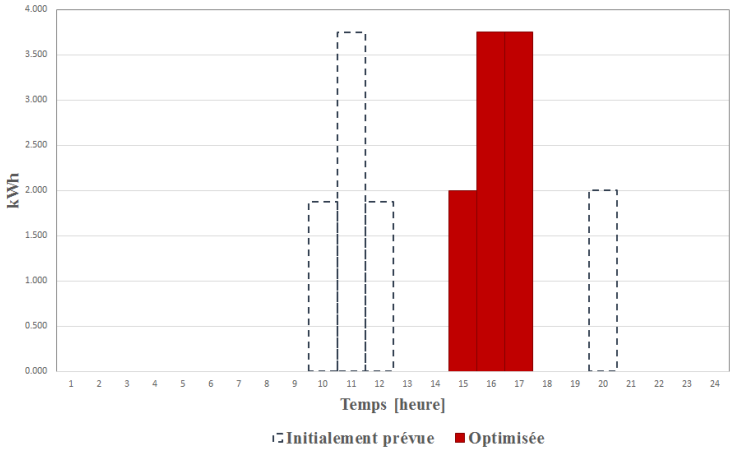
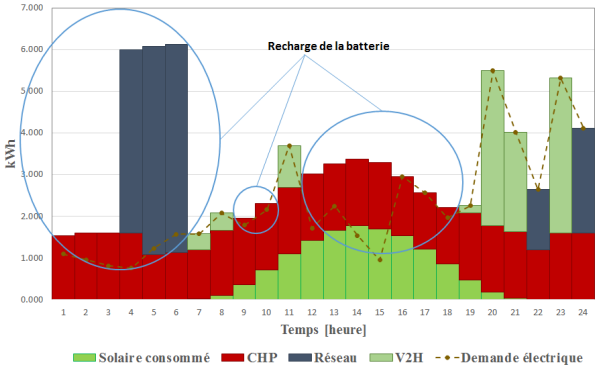
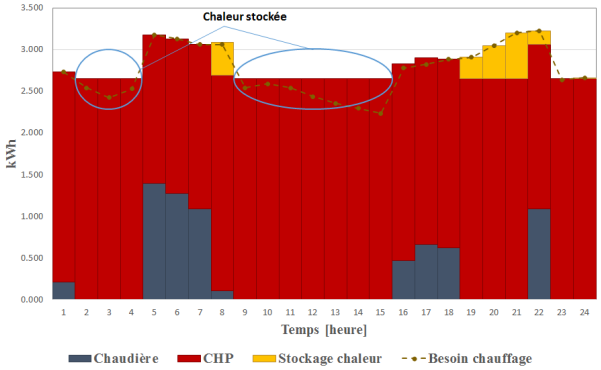


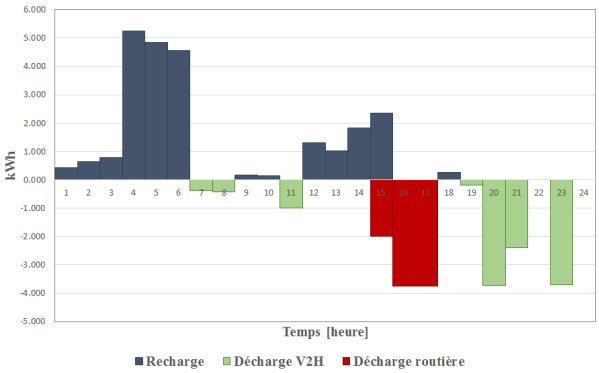
FIGURE 5.9 – Reconfiguration du profil de consommation de la voiture



(a) électricité



(b) chaleur



(c) véhicule électrique

FIGURE 5.10 – Gestion des sources dans le scénario S5

thèse. Les sous-problèmes ont été implémentés dans l'environnement d'optimisation GAMS, puis projetés vers le solveur CPLEX en vue de leur résolution.

La figure 5.11 compare la consommation de différentes sources d'énergie et le coût total de l'énergie consommée, c'est-à-dire la valeur trouvée pour la fonction objectif (3.47, 61), dans les scénarios étudiés. On constate qu'en optimisant la gestion des ressources, qui se traduit par

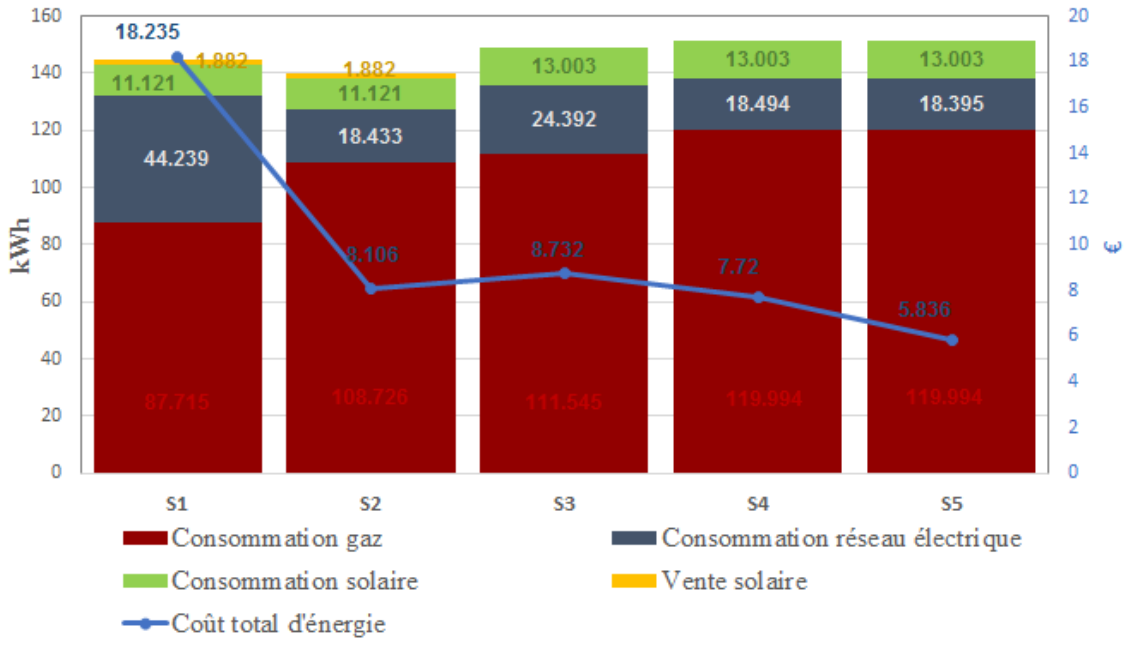


FIGURE 5.11 – Comparaison des 5 scénarios d'étude

des commutations pertinentes entre celles-ci, nous avons réussi à diminuer le coût de l'énergie de 18,23 € dans le scénario S1 à 8,1 € dans le scénario S2. Ce gain est le résultat directe d'une baisse significative de la consommation sur le réseau de l'électricité grâce à une utilisation adroite du co-générateur CHP qui fournit une électricité moins chère à partir du gaz naturel pour substituer à celle achetée au fournisseur. Cela explique la flambée de la consommation du gaz dans ce deuxième scénario.

La prise en compte du véhicule électrique, consommateur d'électricité, dans le scénario S3, marque une augmentation de la consommation et du coût énergétique par rapport au deuxième scénario. Néanmoins, grâce à une stratégie de recharge intelligente le coût ne subit pas une augmentation très significative. Le gestionnaire d'énergie récupère les prévisions de consommation, la prévision d'électricité produite par les panneaux solaires et la cogénération CHP, le tarif d'électricité et l'utilisation du véhicule afin de faire le meilleur choix de source et du moment du rechargement pour éviter au maximum l'achat de l'électricité surtout lorsque les tarifs sont élevés. Même si la consommation d'électricité et de gaz du quatrième scénario reste toujours au delà du scénario S2, le coût de la facture descend à 7,72 €, ce qui est inférieur à tous les scénarios précédents. Ceci est dû au fait que l'utilisation du véhicule électrique en V2H permet de moduler la consommation domestique d'électricité en l'augmentant durant la période creuse pour stocker de l'énergie au tarif préférentiel dans la voiture et en la diminuant lorsque les taux sont élevés en privilégiant la restitution de l'énergie accumulée dans le véhicule pour économiser de l'argent. Enfin, reporter les charges des heures de pointe vers des heures moins coûteuses et l'utilisation optimisée de la batterie du véhicule en contexte V2H dans

le dernier scénario, permet de réduire la facture à moins de 6 € sans que la consommation d'énergie, ni l'électricité ni le gaz, ne baisse.

Ces résultats obtenus valident l'efficacité de l'outil d'optimisation des flux d'énergie pour maîtriser le coût énergétique du bâtiment. Ils montrent que les véhicules électriques utilisés en V2H constituent des gains substantiels d'économies. Un gestionnaire énergétique est capable de coordonner la charge/décharge des véhicules avec les besoins domestiques et le prix de l'électricité pour réduire les factures d'électricité et moduler la courbe de charge conformément aux besoins du réseau électrique. La gestion du stockage des véhicules électriques selon une vision V2H est un paradigme susceptible d'impulser la transition plus rapide vers l'électromobilité, particulièrement pertinent lorsqu'il s'agit de moduler la consommation sur un réseau électrique. Les résultats montrent également qu'une gestion très simple de la consommation électrique en optimisant le temps d'activation de certains équipements domestiques non critiques permet de réduire considérablement le coût de l'énergie consommée au sein du bâtiment sans trop endommager le confort de ses habitants.

Conclusion générale et perspectives

Cette thèse est motivée par les problèmes de maîtrise de la consommation énergétique à la convergence des besoins de l'habitat et du transport, qui sont les 2 principales sources de gaz à effet de serre. Elle a pour objet de proposer des modèles et des techniques d'optimisation pour assurer une gestion optimisée du réseau d'énergie qui alimente les bâtiments auxquels les véhicules électriques viennent se connecter. Gérer conjointement bâtiments et véhicules relève du concept V2H. Il s'agit de mutualiser l'énergie entre véhicules électriques rechargeables et bâtiments. Une fois connecté au système de gestion d'énergie du bâtiment, le véhicule peut agir comme un système de stockage batterie résidentiel et/ou un générateur auxiliaire durant une panne de réseau ou une défaillance du système de distribution.

Dans un premier temps, nous avons examiné la problématique de gestion d'énergie dans le système bâtiment "multi-source/multi-charge" et nous avons établi un état de l'art des approches existantes. Nous proposons alors une approche centralisée pour la gestion conjointe de la production et de la consommation des flux électriques et thermiques dans le contexte V2H. L'approche de gestion centralisée présente l'avantage d'être rapide en temps de calcul et de permettre un pilotage fin des ressources énergétiques.

Dans un second temps, le problème d'optimisation des flux énergétiques est illustré par un exemple de maison individuelle auquel est associé une gestion du stockage d'un véhicule électrique. La démarche consiste d'abord à construire le modèle analytique du réseau énergétique de la maison. Cette problématique a fait l'objet de la mise en œuvre du concept d'«Energy Hub». Ce concept est intéressant car il permet d'établir un modèle intégré et exhaustif de diverses fonctions de fourniture, conversion et stockage d'énergie au sein d'un système énergétique. Il permet aussi de décrire toutes les interactions et les couplages énergétiques entre les composants du système grâce à une représentation mathématique simple et facilement appréhendable. A la différence des batteries immobilisées à l'intérieur de bâtiments, l'accès à la capacité de stockage d'un véhicule électrique est irrégulier et restreint aux moments où le véhicule est stationné. Il faut donc prendre en considération ces contraintes liées à la disponibilité du stockage électrique.

Le problème de gestion de la demande électrique est alors abordé. Nous avons identifié un ensemble de moyens d'action pour contrôler la consommation électriques dans les bâtiments résidentiels en contexte V2H. Les moyens d'actions sont autant liés à l'usage des appareils électro-ménagers qu'à celui du véhicule électrique. Le modèle de services temporaires décalables a été introduit dans l'outil de gestion d'énergie pour permettre de réguler la consommation énergétique au sein de l'habitation en réponse à la hausse du prix d'électricité pendant les périodes de pointes.

Après avoir formulé le problème d'optimisation, des techniques de transformations mathématiques ont été appliquées pour éliminer les termes non-linéaires en vue de permettre la résolution du problème par des algorithmes permettant de résoudre de manière exacte des problèmes déterministes complexes. Une formulation PLNE a été implémentée dans l'environnement logiciel GAMS pour résoudre le problème. Les tests menés sur un ensemble de scenarios de gestion couvrant différentes configurations de système bâtiment ont permis de valider l'intérêt et l'efficacité de l'approche développée par rapport à une heuristique de gestion plus classique. Une commutation intelligente entre sources distantes et sources locales d'énergie, une exploitation pertinente des moyens de stockage par l'optimiseur et l'optimisation du temps de réalisation de certaines tâches ménagères ont conduit à une baisse considérable du coût facturé en déplaçant une partie de la consommation d'énergie en dehors des périodes de pointes.

Les travaux réalisés dans le cadre de cette thèse ouvrent différentes familles de perspectives à court et moyen-terme :

- La thèse se centre sur la dimension économique de la maîtrise d'énergie dans le bâtiment. Le coût énergétique a été calculé en fonction de la quantité d'énergie consommée. Néanmoins, d'autres coûts financiers associés à l'exploitation du système énergétique bâtiment, à l'instar des coûts d'investissement et d'amortissement des équipements, peuvent être pris en compte. Des fonctions de coût multi-objectifs permettraient d'arriver à des compromis optimaux entre deux ou plusieurs critères comme le coût financier, le coût écologique du système compté en rejet CO_2, ou le confort perçu par l'utilisateur. Le critère de confort est souvent formalisé par des « indices de satisfaction » quantifiant le niveau de satisfaction des occupants vis-à-vis de la qualité des services réalisés (prestations).

- Le nombre et les dimensions des éléments du système énergétique sont des facteurs importants d'un point de vue économique. Des études de dimensionnement optimisé couplées à des solutions de gestion optimisée doivent être menées pour déterminer la taille idéale d'une installation. Une première approche consisterait à faire varier les paramètres de dimensionnement, comme le nombre de panneaux PV, la taille optimale des moyens de stockage ou la puissance d'une chaudière / cogénération, avant d'analyser

les coûts d'exploitation obtenus pour consolider des coûts globaux (investissement et exploitation), l'approche la plus juste étant bien sûr l'optimisation globale intégrant dimensionnement et gestion, potentiellement très gourmande en temps de calcul.

- Pour que l'approche proposée reste optimisée dans les situations réelles, il est nécessaire que les modèles et les prédictions utilisées soient relativement représentatifs de la réalité. Or, tant les modèles que les prédictions sont emprunts d'incertitudes. Deux voies peuvent être suivies pour remédier à cette difficulté. La première voie consiste à compléter les algorithmes anticipatifs par des algorithmes réactifs (Amayri et al., 2014) qui font établir des compromis entre la vision anticipative long-terme et la situation courante constatée. La seconde voie consiste à quantifier l'incertitude dès la phase anticipative et à rechercher des solutions optimisées qui garantissent de bonnes performances quelles que soient les réalisations appartenant au domaine incertain, qui peut être continu sous forme d'intervalles ou discret (Hoang Le, 2011). Ces deux voies peuvent évidemment être recombinées.

- Une autre perspective serait d'utiliser les modèles plus élaborés pour les composants du système énergétique du bâtiment. Cela pourrait accroitre la précision des plans calculés mais au prix d'une plus grande difficulté à régler les paramètres des modèles, qui deviendraient de fait plus nombreux. Par exemple, le modèle analytique du stockage mobile correspondant au véhicule électrique peut être affiné davantage en tenant compte des phénomènes physiques comme l'auto-décharge et l'effet de vieillissement affaiblissant l'aptitude de la batterie à retenir la charge. De plus, dans le modèle actuel, la consommation de l'énergie contenue dans la batterie augmente de manière linéaire avec la distance parcourue et indépendamment de la vitesse de conduite et d'autres facteurs exogènes comme le type de trajet (plat, varié, urbain...), le mode de conduite et les accessoires utilisées (phares, chauffage, climatisation, essuie-glaces...) qui influent sur l'autonomie du véhicule. La prise en compte de ces facteurs permettrait d'évaluer avec plus de précision l'état de la charge résiduelle de la batterie. Dans le même ordre d'idée, des modèles plus fins des convertisseurs d'énergie (chaudière et système de cogénération) peuvent être envisagés avec un rendement non-constant, variant en fonction du niveau de puissance convertie. Par ailleurs, des modèles réduits ont été utilisés pour évaluer les besoins de chauffage du bâtiment. Une modélisation plus fine de l'enveloppe d'un bâtiment avec son système de chauffage et l'activité de ses occupants pourrait conduire à une estimation plus précise des besoins de chaleur bien qu'ici aussi, le problème de calage des paramètres des modèles puisse devenir problématique.

- Une extension de ses travaux à des bâtiments tertiaires avec des flottes de véhicules peut être envisagée. Bien que nos résultats n'apparaissent pas dans ce manuscrit de

thèse, nous avons travaillé sur ce sujet et proposé des solutions qui apparaissent dans les livrables du projet Senscity. Cela rejoint les problématiques de logistique permettant d'attribuer automatiquement des véhicules d'une flotte à des besoins de déplacements aux spécificités différentes. Le passage à une échelle plus grande peut aussi être poussé plus loin avec les systèmes d'auto-partage en proposant des véhicules particuliers à des clients dont les déplacements sont caractérisés, via éventuellement des modulations économiques. Néanmoins, les aspects bâtiment et système énergétique ne sont plus présents dans cette problématique : il s'agit plus d'un problème de logistique pure.
A plus long terme, l'objectif serait d'aller vers une mise en œuvre concrète des solutions de gestion des flux énergétiques développées dans cette thèse. Une telle application est tout à fait envisageable dans le futur bâtiment GreenER qui hébergera l'ENSE3 et le G2Elab. Il comportera des prises pour véhicules électriques ainsi qu'une flotte de véhicules.

Bibliographie

Benefits of demand response in electricity markets and recommendations for achieving them. Technical report, US Department of Energy, 2006.

Environemental assessmenet of plug-in hybrid electric vehicles, volume 1 : Nationwide greenhouse gas emissions. Technical report, EPRI, Electric Power Research Institute, 2007.

Conseil européen de bruxelles 11 et 12 décembre 2008 conclusion de la présidence. Technical report, Conseil de l'Union Européen, 2008.

Plan d'action national en faveur des énergies renouvelables période 2009-2020, en application de l'article 4 de la directive 2009/28/ce de l'union européenne. Technical report, ministère de l'Écologie, du Développement durable et de l'Énergie, 2009.

Edf, acteur incontournable de la mobilité électrique. Technical report, EDF, 2010.

Le point sur, une évaluation du bonus malus automobile écologique. *Le point sur*, (53) :1–4, 2010.

Durban conference delivers breakthrought in internatioal community's response to climat change. Technical report, Secrétariat des Nations Unies, 2011.

Le point sur, une évaluation prospective des véhicules électrique. Technical Report 86, Commissariat Général au Développement Durable, ministère de l'Écologie, du Développement durable et de l'Énergie, 2011.

S. Abras. *Coopération entre agents embarqués pour la gestion d'énergie dans l'habitat.* PhD thesis, Institut polytechnique de Grenoble, 2009.

M.H. Albadi and E.F. El-Saadany. A summary of demand response in electricity markets. *Electric Power Systems Research*, 78(11) :1989–1996, 2008.

M. Amayri, S. Ploix, et al. A study of interactions between anticipative and reactive building energy management systems. *IBPSA 2014*, 2014.

O. Ameri Sianaki, O. Hussain, T. Dillon, and A. Rajabian Tabesh. Intelligent decision support system for including consumers' preferences in residential energy consumption in smart grid. In *Computational Intelligence, Modelling and Simulation (CIMSiM), 2010 Second International Conference on*, pages 154–159. IEEE, 2010.

A. Auroux. Stockage de l'énergie. suelles technologies ? pour quelles apllications ? pour quand ? In *ASPROM UIMM, Paris*, 2013.

R. Badreddine. *Gestion énergétique optimisée pour un bâtiment intelligent multi-sources multi-charges : différents principes de validations.* PhD thesis, Université de Grenoble, 2012.

L. Baker, S. Marshall, and B. Roland. electric utilities : are they the gas stations of the future ? Technical report, Northwest Public Power Association, 2007.

M.S. Bazaraa, H.D. Sherali, and C.M. Shetty. *Nonlinear programming : theory and algorithms.* John Wiley & Sons, 2013.

E. Beeker, A. Bryden, J. Buba, C. Le Moign, and F. Von Pechmann. La voiture de demain : carburants et électricité. Technical report, Centre d'analyse stratégique, 2011.

A. Bemporad and M. Morari. Control of systems integrating logic, dynamics, and constraints. *Automatica*, 35(3) :407–427, 1999.

F. Berthold, B. Blunier, D. Bouquain, S. Williamson, and A. Miraoui. PHEV control strategy including vehicle to home (V2H) and home to vehicle (H2V) functionalities. In *Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), 2011 IEEE*, pages 1–6. IEEE, 2011.

E. Besson. Table ronde sur le véhicule électrique et hybride. Technical report, ministère de l'Économie, des Finances et de l'Industrie, 2011.

K. Bhattacharyya and M.L. Crow. A fuzzy logic based approach to direct load control. *Power Systems, IEEE Transactions on*, 11(2) :708–714, 1996.

P. Bradley, M. Leach, and J. Torriti. A review of the costs and benefits of demand response for electricity in the uk. *Energy Policy*, 52 :312–327, 2013.

A. Brooke and R.E. Rosenthal. *GAMS.* GAMS Development, 2003.

J.R. Brunetière, S. Alexandre, M. d'Aubreby, G. Debiesse, A.J. Guérin, B. Perret, and D. Schwartz. Le facteur 4 en france : la division par 4 des émissions de gaz à effet de serre à l'horizon 2050, rapport final. Technical report, Conseil général de l'Environnement et du Développement durable, 2009.

M.R. Bussieck and A. Pruessner. Mixed-integer nonlinear programming. *SIAG/OPT Newsletter : Views & News*, 14(1) :19–22, 2003.

L. Carradore. *Modeling and Management of Smart Energy Networks*. PhD thesis, Università Degli Studi Di Padova, January 2011.

Y. Caseau and F. Laburthe. Disjunctive scheduling with task intervals. 1995.

G. Chicco and P. Mancarella. A comprehensive approach to the characterization of trigeneration systems. In *6th World Energy System Conference, Italy*, 2006.

G.B. Dantzig. *Linear programming and extensions*. Princeton university press, 1998.

A. Dargahi, S. Ploix, A. Soroudi, and F. Wurtz. Optimal household energy management using v2h flexibilities. *COMPEL : The International Journal for Computation and Mathematics in Electrical and Electronic Engineering*, 33(3) :777–792, 2014.

G. De Oliveira, M. Jacomino, D.L. Ha, and S. Ploix. Optimal power control for smart homes. In *18th IFAC World Congress, elsevier*, 2011.

G. De Oliviera. *Approche hybride d'optimisation pour la gestion d'énergie dans le bâtiment*. PhD thesis, Université de Grenoble, 2013.

J.K. Delson and S.M. Shahidehpour. Linear programming applications to power system economics, planning and operations. *Power Systems, IEEE Transactions on*, 7(3) :1155–1163, 1992.

DOE. Benefits of demand response in electricity markets and recommendations for achieving them.

H. Doukas, K.D. Patlitzianas, K. Iatropoulos, and J. Psarras. Intelligent building energy management system using rule sets. *Building and Environment*, 42(10) :3562–3569, 2007.

L'énergie au quotidien Enerzine. Pour un marché de masse du véhicule électrique, 2009. URL http://www.enerzine.com/1036/7499+pour-un-march-de-masse-du-vehicule-electrique+.html.

Eurostat. Communiqué de presse du 26 avril 2013. Technical report, Eurostat, 2013.

A. Faruqui and D. Harris. Lessons from demand response : Trials and potential savings for the eu. *présentation PowerPoint au Naval & Military Club, Londres, Royaume-Uni*, 2009.

P. Favre-Perrod. A vision of future energy networks. In *Power Engineering Society Inaugural Conference and Exposition in Africa, 2005 IEEE*, pages 13–17. IEEE, 2005.

C.A. Floudas and X. Lin. Mixed integer linear programming in process scheduling : Modeling, algorithms, and applications. *Annals of Operations Research*, 139(1) :131–162, 2005.

R. Fourer, D. Gay, and B. Kernighan. *AMPL, A Modeling Language for Large-Scale Optimization*. Boyd and Fraser, 1993.

World Wildlife Fund. Living planet report 2010. Technical report, World Wildlife Fund, 2010.

M.D. Galus, M. Zima, and G. Andersson. On integration of plug-in hybrid electric vehicles into existing power system structures. *Energy Policy*, 38(11) :6736–6745, 2010.

M. Geidl. *Integrated Modeling and Optimization of Multi-Carrier Energy Systems*. PhD thesis, ETH Zurich, 2007.

M. Geidl and G. Andersson. Optimal power flow of multiple energy carriers. *Transactions On Power Systems*, 22(1) :145 – 155, Feb. 2007.

M. Geidl, K. Gaudenz, P. Favre-Perrod, B. Klockl, G. Andersson, and K. Frohlich. Energy hubs for the future. *Power and Energy Magazine*, 5(1) :24 – 30, Jan.-Feb. 2007.

O. Grande and H. Sæle. Market based solutions for increased flexibility in electricity consumption. *Security of Supply on Competitive Electricity Markets*, page 3, 2005.

L.A. Greening. Demand response resources : Who is responsible for implementation in a deregulated market ? *Energy*, 35(4) :1518–1525, 2010.

Grenelle. La première loi du grenelle, les 13 domaines d'action. Technical report, ministère de l'Écologie, du Développement durable et de l'Énergie, 2009.

H. Guillou. *Conception et Gestion d'un réseau logistique de recharge pour les véhicules électriques centré solaire*. PhD thesis, Université de Grenoble, 2013.

S. Gyamfi and S. Krumdieck. Scenario analysis of residential demand response at network peak periods. *Electric Power Systems Research*, 93 :32–38, 2012.

S. Gyamfi, S. Krumdieck, and T. Urmee. Residential peak electricity demand response highlights of some behavioural issues.

D. L. Ha, S. Ploix, M. Jacomino, and M.H. Le. *Home energy management problem : towards an optimal and robust solution*. InTech, 2010.

D.L. Ha. *Un système avancé de gestion d'énergie dans le bâtiment pour coordonner production et consommation*. PhD thesis, Grenoble, INPG, 2007.

D.L. Ha, S. Ploix, E. Zamai, and M. Jacomino. A home automation system to improve household energy control. In *INCOM2006 12th IFAC symposium on information control problems in manufacturing*, 2006a.

L.D. Ha, S. Ploix, E. Zamai, and M. Jacomino. Tabu search for the optimization of household energy consumption. In *Information Reuse and Integration, 2006 IEEE International Conference on*, pages 86–92. IEEE, 2006b.

G. Haines, A. McGordon, P. Jennings, and N. Butcher. The simulation of vehicle-to-home systems–using electric vehicle battery storage to smooth domestic electricity demand. *EVER Monaco*, 2009.

N. Hartmann and E.D. Özdemir. Impact of different utilization scenarios of electric vehicles on the german grid in 2030. *Journal of power sources*, 196(4) :2311–2318, 2011.

K. Hedrick. Demand side management : Why utility-directed load management programs make more sense than ever before. 2012.

K. Hemmes, J.L. Zachariah-Wolf, M . Geidl, and G. Andersson. Towards multi-source multi-product energy systems. *International Journal of Hydrogen Energy*, 32(10) :1332–1338, 2007.

G.P. Henze and R.H. Dodier. Adaptive optimal control of a grid-independent photovoltaic system. *Journal of solar energy engineering*, 125(1) :34–42, 2003.

K. Herter. Residential implementation of critical-peak pricing of electricity. *Energy Policy*, 35 (4) :2121–2130, 2007.

K. Herter, P. McAuliffe, and A. Rosenfeld. An exploratory analysis of california residential customer response to critical peak pricing of electricity. *Energy*, 32(1) :25–34, 2007.

M. Hoang Le. *Prise en compte des incertitudes de prédiction dans la gestion des flux d'énergie dans l'habitat*. PhD thesis, Université de Grenoble, 2011.

J.M. House and T.F. Smith. Optimal control of building and hvac systems. In *American Control Conference, Proceedings of the 1995*, volume 6, pages 4326–4330. IEEE, 1995.

K. Iba, H. Suzuki, K-I. Suzuki, and K. Suzuki. Practical reactive power allocation/operation planning using successive linear programming. *Power Systems, IEEE Transactions on*, 3 (2) :558–566, 1988.

ILOG. 11.0 user's manual. *ILOG SA, Gentilly, France*, 2007.

A. Ipakchi and F. Albuyeh. Grid of the future. *Power and Energy Magazine, IEEE*, 7(2) : 52–62, 2009.

P. Jazayeri, A . Schellenberg, W.D. Rosehart, J. Doudna, S.E. Widergren, D. Lawrence, J. Mickey, and S. Jones. A survey of load control programs for price and system stability. *IEEE Transactions on Power Systems, 20 (3) : 1504-1509*, 20(PNNL-SA-46824), 2005.

W. Kempton and S.E. Letendre. Electric vehicles as a new power source for electric utilities. *Transportation Research Part D : Transport and Environment*, 2(3) :157–175, 1997.

W. Kempton and J. Tomicé. Vehicle-to-grid power fundamentals : calculating capacity and net revenue. *Journal of Power Sources*, 144(1) :268–279, 2005.

C. King. Ontario-power emeter communication. 2005.

T. Krause, G. Andersson, K. Frohlich, and A. Vaccaro. Multiple-energy carriers : modeling of production, delivery, and consumption. *Proceedings of the IEEE*, 99(1) :15–27, 2011.

A. Kumar and W. Gao. Optimal distributed generation location using mixed integer non-linear programming in hybrid electricity markets. *IET generation, transmission & distribution*, 4 (2) :281–298, 2010.

Kyoto. Protocole de kyoto à la convention-cadre des nations unies. Technical report, Secrétariat des Nations Unies, 1998.

J. K. Lindly and T.A. Haskew. Impact of electric vehicles on electric power generation and global environmental change. *Advances in Environmental Research*, 6(3) :291–302, 2002.

P. Lopez, P. Esquirol, et al. Consistency enforcing in scheduling : A general formulation based on energetic reasoning. In *5th International Workshop on Project Management and Scheduling (PMS'96)*, 1996.

J.M. Lujano-Rojas, C. Monteiro, R. Dufo-López, and J.L. Bernal-Agustín. Optimum residential load management strategy for real time pricing (rtp) demand response programs. *Energy Policy*, 45 :671–679, 2012.

Z. Ma, D. Callaway, and I. Hiskens. Decentralized charging control for large populations of plug-in electric vehicles. In *Decision and Control (CDC), 2010 49th IEEE Conference on*, pages 206–212. IEEE, 2010.

M. Mallette and G. Venkataramanan. Financial incentives to encourage demand response participation by plug-in hybrid electric vehicle owners. In *Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE), 2010 IEEE*, pages 4278–4284. IEEE, 2010.

H. Mirzaesmaeeli, and Douglas P.L. Elkamel, A., E. Croiset, and M. Gupta. A multi-period optimization model for energy planning with co2 emission consideration. *Journal of environmental management*, 91(5) :1063–1070, 2010.

A.H. Mohsenian-Rad and A. Leon-Garcia. Optimal residential load control with price prediction in real-time electricity pricing environments. *Smart Grid, IEEE Transactions on*, 1(2) :120–133, 2010.

A.H. Mohsenian-Rad, V.WS Wong, J. Jatskevich, R. Schober, and A. Leon-Garcia. Autonomous demand-side management based on game-theoretic energy consumption scheduling for the future smart grid. *Smart Grid, IEEE Transactions on*, 1(3) :320–331, 2010.

L. Negre. Livre vert sur les infrastructures de recharge ouvertes au public pour les véhicules « décarbonés ». Technical report, ministère de l'Écologie, du Développement durable et de l'Énergie, 2011.

Association négaWatt. La pointe d'électricité en france...zéro pointé ! *Dossier de press*, 2009.

R. Nicolas. Système de gestion de l'énergie pour véhicule électrique développé par denso et l'université de nagoya. 2013. URL availableonline:http://www.car-engineer.com/fr/systeme-gestion-lenergie-vehicule-electrique-developpe-denso-luniversite-nagoya/.

J. Nocedal and S. J. Wright. *Penalty and Augmented Lagrangian Methods*. Springer, 2006.

Départment de l'information Organisation des Nations Unies. Déclaration de rio sur l'environnement. Technical report, ministère de l'Écologie, du Développement durable et de l'Énergie, 1993. URL http://www.un.org/french/events/rio92/rio-fp.htm.

P. Palensky, D. Dietrich, R. Posta, and H. Reiter. Demand side management in private homes by using lonworks. In *Factory Communication Systems, 1997. Proceedings. 1997 IEEE International Workshop on*, pages 341–347. IEEE, 1997.

J.D. Pintér. Global optimization : software, test problems, and applications. In *Handbook of global optimization*, pages 515–569. Springer, 2002.

S. Poignant and B. Sido. Rapport poignant-sido. Technical report, Groupe de travail sur la Maîtrise de la pointe électrique, Avril 2010. La maîtrise de la pointe électrique, documentation française.

D. Quénard. Vers l'autonomie énergétique. *La recherche, Objectif Terre 2050*, (415) :76–79, 2008.

D. Quénard. Bâtiments à énergie positive et véhicules électriques. *Technica, Construction et développement durable (2ème partie*, (574) :1–12, 2009.

D. Quénard and Y. Marcoux. La place du véhicule électrique comme nouvel équipement électrodomestique. In *Conférence ALPENERGY,Grenoble*, 2010.

F. Rahimi and A. Ipakchi. Demand response as a market resource under the smart grid paradigm. *Smart Grid, IEEE Transactions on*, 1(1) :82–88, 2010.

Service de l'observation et des statistiques Repères. Chiffres clés de l'énergie. Technical report, ministère de l'Écologie, du Développement durable et de l'Énergie, 2011.

Service de l'observation et des statistiques Repères. Chiffres clés du climat france et monde, Édition 2012. Technical report, ministère de l'Écologie, du Développement durable et de l'Énergie, 2012.

Service de l'observation et des statistiques Repères. Chiffres clés des énergies renouvelables, Édition 2013. Technical report, ministère de l'Écologie, du Développement durable et de l'Énergie, 2013.

RT2012. Réglementation thermique 2012 : un saut énergétique pour les bâtiments neufs. Technical report, ministère de l'Écologie, du Développement durable et des Transport et du logement, 2011.

H. Sæle and O. Grande. Demand response from household customers : experiences from a pilot study in norway. *Smart Grid, IEEE Transactions on*, 2(1) :102–109, 2011.

M. Salimi, H. Ghasemi, and S. Vaez-Zadeh. Iran's electricity and natural gas networks modeling by means of energy hubs. In *Environment and Electrical Engineering (EEEIC), 2012 11th International Conference on*, pages 648–654. IEEE, 2012.

M. Schulze and P. C. Del Granado. Optimization modeling in energy storage applied to a multi-carrier system. In *Power and Energy Society General Meeting, 2010 IEEE*, pages 1–7. IEEE, 2010.

M. Schulze and A. Hillers. Energy hubs für die urbane energieversorgung. In *10th Symposium Energieinnovation*, 2008.

M. Schulze, L. Friedrich, and M. Gautschi. Modeling and optimization of renewables : applying the energy hub approach. In *Sustainable Energy Technologies, 2008. ICSET 2008. IEEE International Conference on*, pages 83–88. IEEE, 2008.

A. Shahmohammadi, M. Dalvand Moradi, M. S. Ghazizadeh, and A. Salemnia. Energy hubs' structural and operational linear optimization with energy storage elements. In *2011 2nd International Conference on Electric Power and Energy Conversion Systems (EPECS)*, pages 1–6. IEEE, 2011.

S. Shao, T. Zhang, M. Pipattanasomporn, and S. Rahman. Impact of tou rates on distribution load shapes in a smart grid with phev penetration. In *Transmission and Distribution Conference and Exposition, 2010 IEEE PES*, pages 1–6. IEEE, 2010.

A. K. Sharma. Optimal number and location of tcsc and loadability enhancement in deregulated electricity markets using minlp. *International Journal of Emerging Electric Power Systems*, 5(1), 2006.

A. S.Massoud and B.F. Wollenberg. Toward a smart grid : power delivery for the 12st century. *Power and Energy Magazine, IEEE*, 3(5) :34–41, 2005.

M.M. Solomon. Algorithms for the vehicle routing and scheduling problems with time window constraints. *Operations research*, 35(2) :254–265, 1987.

A. Soylu, C. Oruç, M. Turkay, K. Fujita, and T. Asakura. Synergy analysis of collaborative supply chain management in energy systems using multi-period milp. *European Journal of Operational Research*, 174(1) :387–403, 2006.

K. Spees and L. Lave. Demand response and electricity market efficiency. *The Electricity Journal*, 20(3) :69–85, 2007.

K. Spees and L. Lave. Impacts of responsive load in pjm : load shifting and real time pricing. *The Energy Journal*, pages 101–121, 2008.

K. Stum, R. Mosier, and T. Haasl. Energy management systems. *Rap. tech., Porland Energy Conservation Inc.(PECI)*, 1997.

J. Torriti, M.G. Hassan, and M. Leach. Demand response experience in europe : Policies, programmes and implementation. *Energy*, 35(4) :1575–1583, 2010.

H. Turker. *Véhicules électriques Hybrides Rechargeables : évaluation des Impacts sur le Réseau électrique et Stratégies Optimales de recharge*. PhD thesis, Université de Grenoble, 2012.

H. Turker, A. Hably, and S. Bacha. Housing peak shaving algorithm (hpsa) with plug-in hybrid electric vehicles (phevs) : Vehicle-to-home (v2h) and vehicle-to-grid (v2g) concepts. *POWERENG-2013*, pages 1–7, 2013.

H. Turton and F. Moura. Vehicle-to-grid systems for sustainable development : An integrated energy analysis. *Technological Forecasting and Social Change*, 75 :1091–1108, 2008.

S . Valero, M. Ortiz, C. Senabre, C. Alvarez, F.J.G. Franco, and A. Gabaldon. Methods for customer and demand response policies selection in new electricity markets. *Generation, Transmission & Distribution, IET*, 1(1) :104–110, 2007.

H.P. Van Meeteren. Scheduling of generation and allocation of fuel, using dynamic and linear programming. *Power Apparatus and Systems, IEEE Transactions on*, (7) :1562–1568, 1984.

V. Velez, L. Ramirez-Elizondo, and G.C. Paap. Control strategy for an autonomous energy system with electricity and heat flows. In *Intelligent System Application to Power Systems (ISAP), 2011 16th International Conference on*, pages 1–6. IEEE, 2011.

D. Von Dollen. Report to nist on the smart grid interoperability standards roadmap. *Electric Power Research Institute (EPRI) and National Institute of Standards and Technology*, 2009.

Gh. Warkozek, S. Ploix, F. Wurtz, M. Jacomino, and B. Delinchant. Problem formulation and analysis for optimal energy management in multisources systems : W effect. *COMPEL : The International Journal for Computation and Mathematics in Electrical and Electronic Engineering*, 31(3) :904–919, 2012.

R.L. Welch and G.K. Venayagamoorthy. Energy dispatch fuzzy controller for a grid-independent photovoltaic system. *Energy Conversion and Management*, 51(5) :928–937, 2010.

S. Widergren, C. Marinovici, T. Berliner, and A. Graves. Real-time pricing demand response in operations. In *Power and Energy Society General Meeting, 2012 IEEE*, pages 1–5. IEEE, 2012.

F. A. Wolak. An experimental comparison of critical peak and hourly pricing : the powercentsdc program. *Department of Economics Stanford University*, 2010.

A.J. Wood and B.F. Wollenberg. *Power generation, operation, and control*. John Wiley & Sons, 2012.

S. Yamamoto, K. Sumi, E. Nishikawa, and T. Hashimoto. An operating method using prediction of photovoltaic power for a photovoltaic-diesel hybrid power generation system. *IEEJ Transactions on Power and Energy*, 124 :521–530, 2004.

L. Yao, W.C. Chang, and R.L. Yen. An iterative deepening genetic algorithm for scheduling of direct load control. *Power Systems, IEEE Transactions on*, 20(3) :1414–1421, 2005.

R. Yu, W. Yang, and S. Rahardja. A statistical demand-price model with its application in optimal real-time price. *Smart Grid, IEEE Transactions on*, 3(4) :1734–1742, 2012.

J. Zhao, S. Kucuksari, E. Mazhari, and Y.-J. Son. Integrated analysis of high-penetration pv and phev with energy storage and demand response. *Applied Energy*, 112 :35–51, 2013.

G. Zhou, M. Krarti, and G.P. Henze. Parametric analysis of active and passive building thermal storage utilization. *Journal of Solar Energy Engineering*, 127(1) :37–46, 2005.

Annexe A

Codes de calcul GAMS et plans énergétiques

A.1 Scénario S1

Période	P_{pv}	P_{pv}^{c}	P_{pv}^{s}	P_{e}^{CHP}	P_{e}	P_{g}	P_{h}^{CHP}	P^{CG}	P_{h}^{s}	SOC_{h}
$\mathbf{t_1}$	0.000	0.000	0.000	0.000	1.090	3.639	0.000	2.729	0.000	0.000
$\mathbf{t_2}$	0.000	0.000	0.000	0.000	0.950	3.338	0.000	2.541	0.000	0.000
$\mathbf{t_3}$	0.000	0.000	0.000	0.000	0.810	3.232	0.000	2.424	0.000	0.000
$\mathbf{t_4}$	0.000	0.000	0.000	0.000	0.750	3.372	0.000	2.529	0.000	0.000
$\mathbf{t_5}$	0.000	0.000	0.000	0.000	1.230	4.235	0.000	3.176	0.000	0.000
$\mathbf{t_6}$	0.000	0.000	0.000	0.000	1.567	4.172	0.000	3.129	0.000	0.000
$\mathbf{t_7}$	0.006	0.006	0.000	0.000	1.564	4.079	0.000	3.059	0.000	0.000
$\mathbf{t_8}$	0.093	0.093	0.000	0.000	1.977	4.079	0.000	3.059	0.000	0.000
$\mathbf{t_9}$	0.346	0.346	0.000	0.000	1.434	3.388	0.000	2.541	0.000	0.000
$\mathbf{t_{10}}$	0.704	0.704	0.000	0.000	1.446	3.451	0.000	2.588	0.000	0.000
$\mathbf{t_{11}}$	1.087	1.087	0.000	0.000	2.603	3.388	0.000	2.541	0.000	0.000
$\mathbf{t_{12}}$	1.415	1.415	0.000	0.000	1.045	3.247	0.000	2.435	0.000	0.000
$\mathbf{t_{13}}$	1.658	1.658	0.000	0.000	0.162	3.137	0.000	2.353	0.000	0.000
$\mathbf{t_{14}}$	1.765	1.530	0.235	0.000	0.000	3.059	0.000	2.294	0.000	0.000
$\mathbf{t_{15}}$	1.687	0.940	0.747	0.000	0.000	2.980	0.000	2.235	0.000	0.000
$\mathbf{t_{16}}$	1.527	0.950	0.577	0.000	0.000	3.701	0.000	2.776	0.000	0.000
$\mathbf{t_{17}}$	1.204	0.880	0.324	0.000	0.000	3.765	0.000	2.824	0.000	0.000
$\mathbf{t_{18}}$	0.845	0.845	0.000	0.000	1.115	3.843	0.000	2.882	0.000	0.000
$\mathbf{t_{19}}$	0.470	0.470	0.000	0.000	1.780	3.875	0.000	2.906	0.000	0.000
$\mathbf{t_{20}}$	0.170	0.170	0.000	0.000	5.670	4.063	0.000	3.047	0.000	0.000
$\mathbf{t_{21}}$	0.027	0.027	0.000	0.000	6.186	4.267	0.000	3.200	0.000	0.000
$\mathbf{t_{22}}$	0.000	0.000	0.000	0.000	4.640	4.299	0.000	3.224	0.000	0.000
$\mathbf{t_{23}}$	0.000	0.000	0.000	0.000	5.310	3.513	0.000	2.635	0.000	0.000
$\mathbf{t_{24}}$	0.000	0.000	0.000	0.000	2.910	3.545	0.000	2.659	0.000	0.000

Table A.1 – Stratégie énergétique calculée pour le scénario S1

A.2 Scénario S2

```
set alpha/e,g/;
set beta/e,h/;
set h/t0*t24/
set t(h)/t1*t24/;
$eolcom#

Parameters

price(t) electricity purchase cost generator

/ t1     0.09
  t2     0.12
  t3     0.1
  t4     0.08
  t5     0.07
  t6     0.08
  t7     0.12
  t8     0.24
  t9     0.97
  t10    1.79
  t11    1.93
  t12    0.99
  t13    0.45
  t14    0.14
  t15    0.14
  t16    0.13
  t17    0.12
  t18    0.12
  t19    0.5
  t20    0.22
  t21    0.13
  t22    0.08
  t23    0.09
  t24    0.07 /;

Table data(t,*) environmental paramaeters at time t

      R           theta_ext  #solar radiation (R) and outside temperature
t1    0           -6.2
t2    0           -4.6
t3    0           -3.6
t4    0           -4.5
t5    0           -5
t6    0           -4.6
t7    1.086       -4
t8    15.93       -4
t9    59.023      -4.6
t10   118.77      -5
```

```
t11   178.88      -4.6
t12   225.95      -3.7
t13   259.26      -3
t14   272.66      -2.5
t15   259.26      -2
t16   234.64      -1.6
t17   188.65      -2
t18   135.64      -2.5
t19   77.128      -2.7
t20   28.97       -3.9
t21   4.71        -5.2
t22   0           -5.4
t23   0           -5.4
t24   0           -5.6   ;

Table efficiency of utilities
               e       h
etaInv         0.95    0    #solar inverter efficiency
etaChp         0.32    0.53 # CHP unit efficiency
etaCG          0       0.85; # Gas bolier efficiency

Table Load(t,beta)
     e          h
t1   1.09       2.729
t2   0.95       2.541
t3   0.81       2.424
t4   0.75       2.529
t5   1.23       3.176
t6   1.567      3.129
t7   1.57       3.059
t8   2.07       3.059
t9   1.78       2.541
t10  2.15       2.588
t11  3.69       2.541
t12  2.46       2.435
t13  1.82       2.353
t14  1.53       2.294
t15  0.94       2.235
t16  0.95       2.776
t17  0.88       2.824
t18  1.96       2.882
t19  2.25       2.906
t20  5.84       3.047
t21  6.213      3.200
t22  4.64       3.224
t23  5.31       2.635
t24  2.91       2.659    ;
```

```
Table storagePara(*,beta)
                h
DOD             0.9  # depth of discharge
capacity        5
eta             0.9 ; # heat storage efficiency

Scalars
noct /45/
theta_ref/20/
theta_stc/25/
R_stc/1000/
Isc/8.34/
Voc/36.8/
V/29.6/
rs/1.5/
vmpp/17.4/
impp/7.8/
alpha_sc/0.065/
beta_oc/-0.34/
n_p/24/  #number of solar panels
ChpMaxPower/5/
GfMaxPower/3/
lambda_pvV/0.15/ # solar sale price
lambda_pvC/0.12/ ; # consumed solar power reward

Parameters
deltaTheta(t)
deltaI(t)
deltaV(t)
P_mod(t)
Ppv(t);

deltaTheta(t)=data(t,"theta_ext")+(data(t,"R")/800 * (noct- theta_ref))
- theta_stc;
deltaI(t)= (alpha_sc *(data(t,"R")/R_stc) * deltaTheta(t)) + (data(t,"R")
/R_stc - 1)* Isc;
deltaV(t)= (-beta_oc * deltaTheta(t))- (rs * deltaI(t));
P_mod(t)=(Voc + deltaV(t))*(Isc + deltaI(t))/1000;
Ppv(t)= n_p* P_mod(t)*efficiency('etaInv','e');

variables
P(alpha,t)
Pg1(t)
Pg2(t)
PpvC(t)
Ps(beta,h)
PsTilde(beta,h)
z(beta,t)
```

```
zx(t)
zy(t)
Gamma_pv(t)
soc(beta,h)
TC
TI
CTE
newLoad(t)
phi
;

binary variable
delta(beta,t)
Psi(t);
Pg1.lo(t)=0;
Pg1.up(t)=ChpMaxPower;
Pg2.lo(t)=0;
Pg2.up(t)=GfMaxPower;
Pg1.lo(t)=0;
Gamma_pv.up(t)=1;
Gamma_pv.lo(t)=0;
soc.fx('h','t0')=0;
soc.up('h',t)=storagePara('capacity','h');
soc.lo('h',t)=0;
P.lo('e',t)=0;
P.up('e',t)=5;
P.lo('g',t)=0;
P.up('g',t)=5;
Ps.up('h',t)=2;
Ps.lo('h',t)=-2;

equations
balanceElec(t)
balanceHeat(t)
socHeat(h)
Ps_hValue1(t)
Ps_hValue2(t)
Ps_hTildeValue(t)
zVal1(beta,t)
zVal2(beta,t)
zVal3(beta,t)
zVal4(beta,t)
zxVal1(t)
zxVal2(t)
zxVal3(t)
zxVal4(t)
zyVal1(t)
zyVal2(t)
```

```
zyVal3(t)
zyVal4(t)
gasInptCtrl(t)
GammaCntrl(t)
Cost
Income
TotalConsumedEnergyCost
;



Ps_hValue1(t)       ..Ps('h',t)=l=delta('h',t)*Ps.up('h',t);
Ps_hValue2(t)       ..Ps('h',t)=g=(1-delta('h',t))*Ps.lo('h',t);
Ps_hTildeValue(t)   ..PsTilde('h',t)=e=(z('h',t)*storagePara('eta','h'))+
                     (Ps('h',t)/storagePara('eta','h'))-(z('h',t)
                     /storagePara('eta','h'));

zVal1(beta,t)     ..z(beta,t)=l=Ps.up('h',t)*delta('h',t);
zVal2(beta,t)     ..z(beta,t)=g=Ps.lo('h',t)*delta('h',t);
zVal3(beta,t)     ..z(beta,t)=l=Ps('h',t)-Ps.lo('h',t)*(1-delta('h',t));
zVal4(beta,t)     ..z(beta,t)=g=Ps('h',t)-Ps.up('h',t)*(1-delta('h',t));

zxVal1(t)         ..zx(t)=l= Psi(t);
zxVal2(t)         ..zx(t)=g=0;
zxVal3(t)         ..zx(t)=l=Gamma_pv(t);
zxVal4(t)         ..zx(t)=g=Gamma_pv(t)-(1-Psi(t));

zyVal1(t)         ..zy(t)=l=P.up('e',t)*Psi(t);
zyVal2(t)         ..zy(t)=g=0;
zyVal3(t)         ..zy(t)=l=P('e',t);
zyVal4(t)         ..zy(t)=g=P('e',t)-P.up('e',t)*(1-psi(t));

GammaCntrl(t)                ..Gamma_pv(t)+Psi(t)=l=1;
socHeat(h)$(ord(h)>1)        .. soc('h',h)=e=soc('h',h-1)+PsTilde('h',h);
gasInptCtrl(t)               ..P('g',t)=e=Pg1(t)+Pg2(t);

balanceElec(t)        ..Ppv(t)-Ppv(t)*Gamma_pv(t)-Ppv(t)*zx(t)+zy(t)+
                        Pg1(t)*efficiency('etaChp','e')=e=Load(t,'e');

balanceHeat(t)        ..(Pg1(t)*efficiency('etaChp','h'))+(Pg2(t)*
                        efficiency('etaCG','h'))-Ps('h',t)=e=Load(t,'h');

Cost              ..TC=e= sum(t,P('e',t)*price(t)+ P('g',t)*0.05);
Income            ..TI=e=sum(t,(Ppv(t)*Gamma_pv(t)*lambda_pvV)+(Ppv(t)*
                   (1-Gamma_pv(t))*lambda_pvC));

TotalConsumedEnergyCost ..CTE=e=TC-TI;
```

```
parameters
report2(*)
report3(t,*);

model scr1 /all/ ;
scr1.optca=0.0;
scr1.optcr=0.0;
solve scr1 minimizing CTE using mip;

report2('CTE')=CTE.l;
report3(t,'PvProduction')=Ppv(t);
report3(t,'PvCons')=Ppv(t)*(1-Gamma_pv.l(t));
report3(t,'PvSold')=Ppv(t)*Gamma_pv.l(t);
report3(t,'ChpPower')=Pg1.l(t)*efficiency('etaChp','e');
report3(t,'ChpHeat')= Pg1.l(t)*efficiency('etaChp','h');
report3(t,'GfHeat')= Pg2.l(t)*efficiency('etaCG','h');
report3(t,'EleCons')=P.l('e',t);
report3(t,'GazCons')=P.l('g',t);
report3(t,'socHeat')=soc.l('h',t);
report3(t,'heatLoad')=Load(t,'h');
report3(t,'ElecLoad')=Load(t,'e');
report3(t,'heatStorPower')=Ps.l('h',t);

display report2;
display report3;
display Ppv,price,Load;


execute_unload "ardi.gdx" report2
Execute 'gdxxrw.exe ardi.gdx o=S2.24pan.xls Par=report2 rng=sensitivity!a1';


execute_unload "ardi.gdx" report3
Execute 'gdxxrw.exe ardi.gdx o=S2.24pan.xls Par=report3 rng=Psold!a1';
```

Période	P_{pv}	P_{pv}^{c}	P_{pv}^{s}	P_{e}^{CHP}	P_{e}	P_{g}	P_{h}^{CHP}	P^{CG}	P_{h}^{s}	SOC_{h}
$\mathbf{t_1}$	0.000	0.000	0.000	1.090	0.000	5.000	1.805	1.355	0.431	0.388
$\mathbf{t_2}$	0.000	0.000	0.000	0.950	0.000	5.000	1.537	0.968	0.759	1.071
$\mathbf{t_3}$	0.000	0.000	0.000	0.810	0.000	5.000	1.342	2.098	1.016	1.985
$\mathbf{t_4}$	0.000	0.000	0.000	0.750	0.000	5.000	1.242	1.999	0.971	2.859
$\mathbf{t_5}$	0.000	0.000	0.000	1.074	0.156	5.000	1.779	1.397	0.000	2.859
$\mathbf{t_6}$	0.000	0.000	0.000	1.567	0.000	5.000	2.595	0.088	−0.446	2.364
$\mathbf{t_7}$	0.006	0.006	0.000	1.564	0.000	5.000	2.590	0.096	−0.373	1.950
$\mathbf{t_8}$	0.093	0.093	0.000	1.600	0.337	5.000	2.650	0.000	−0.409	1.495
$\mathbf{t_9}$	0.346	0.346	0.000	1.434	0.000	4.667	2.376	0.165	0.000	1.495
$\mathbf{t_{10}}$	0.704	0.704	0.000	1.446	0.000	4.746	2.395	0.193	0.000	1.495
$\mathbf{t_{11}}$	1.087	1.087	0.000	1.600	1.003	5.000	2.650	0.000	0.109	1.593
$\mathbf{t_{12}}$	1.415	1.415	0.000	1.045	0.000	4.095	1.732	1.437	0.000	1.593
$\mathbf{t_{13}}$	1.658	1.658	0.000	0.162	0.000	3.506	0.268	2.550	0.465	2.012
$\mathbf{t_{14}}$	1.765	1.530	0.235	0.000	0.000	3.000	0.000	2.550	0.256	2.242
$\mathbf{t_{15}}$	1.687	0.940	0.747	0.000	0.000	3.000	0.000	2.550	0.315	2.526
$\mathbf{t_{16}}$	1.527	0.950	0.577	0.000	0.000	3.000	0.000	2.550	−0.226	2.275
$\mathbf{t_{17}}$	1.204	0.880	0.324	0.000	0.000	3.000	0.000	2.550	−0.274	1.970
$\mathbf{t_{18}}$	0.845	0.845	0.000	1.115	0.000	4.708	1.847	1.288	0.004	1.974
$\mathbf{t_{19}}$	0.470	0.470	0.000	1.600	0.180	5.000	2.650	0.000	−0.256	1.690
$\mathbf{t_{20}}$	0.170	0.170	0.000	1.600	4.070	5.000	2.650	0.000	−0.397	1.249
$\mathbf{t_{21}}$	0.027	0.027	0.000	1.600	4.586	5.000	2.650	0.000	−0.550	0.638
$\mathbf{t_{22}}$	0.000	0.000	0.000	1.600	3.040	5.000	2.650	0.000	−0.574	0.000
$\mathbf{t_{23}}$	0.000	0.000	0.000	1.600	3.710	5.000	2.650	0.000	0.015	0.014
$\mathbf{t_{24}}$	0.000	0.000	0.000	1.598	1.312	4.994	2.647	0.000	−0.012	0.000

Table A.2 – Stratégie énergétique calculée pour le scénario S2

A.3 Scénario S3

```
set alpha/e,g/;
set beta/e,h/;
set h/t0*t24/
set t(h)/t1*t24/;
set m/mis1,mis2/;
$eolcom#

Parameters

price(t) electricity purchase cost generator

/ t1     0.09
  t2     0.12
  t3     0.1
  t4     0.08
  t5     0.07
  t6     0.08
  t7     0.12
  t8     0.24
  t9     0.97
  t10    1.79
  t11    1.93
  t12    0.99
  t13    0.45
  t14    0.14
  t15    0.14
  t16    0.13
  t17    0.12
  t18    0.12
  t19    0.5
  t20    0.22
  t21    0.13
  t22    0.08
  t23    0.09
  t24    0.07 /;

Table data(t,*) environmental paramaeters at time t

      R           theta_ext  #solar radiation (R) and outside temperature
t1    0           -6.2
t2    0           -4.6
t3    0           -3.6
t4    0           -4.5
t5    0           -5
t6    0           -4.6
t7    1.086       -4
t8    15.93       -4
t9    59.023      -4.6
```

```
t10   118.77      -5
t11   178.88      -4.6
t12   225.95      -3.7
t13   259.26      -3
t14   272.66      -2.5
t15   259.26      -2
t16   234.64      -1.6
t17   188.65      -2
t18   135.64      -2.5
t19   77.128      -2.7
t20   28.97       -3.9
t21   4.71        -5.2
t22   0           -5.4
t23   0           -5.4
t24   0           -5.6   ;

Table efficiency of utilities
              e       h
etaInv        0.95    0    #solar inverter efficiency
etaChp        0.32    0.53 # CHP unit efficiency
etaCG         0       0.85; # Gas bolier efficiency

Table Load(t,beta)
     e         h
t1   1.09      2.729
t2   0.95      2.541
t3   0.81      2.424
t4   0.75      2.529
t5   1.23      3.176
t6   1.567     3.129
t7   1.57      3.059
t8   2.07      3.059
t9   1.78      2.541
t10  2.15      2.588
t11  3.69      2.541
t12  2.46      2.435
t13  1.82      2.353
t14  1.53      2.294
t15  0.94      2.235
t16  0.95      2.776
t17  0.88      2.824
t18  1.96      2.882
t19  2.25      2.906
t20  5.84      3.047
t21  6.213     3.200
t22  4.64      3.224
t23  5.31      2.635
t24  2.91      2.659    ;
```

```
Table storagePara(*,beta)
                e          h
DOD             0.9        0.9  # depth of discharge
capacity        25         5
eta             0.95       0.9 ; # heat storage efficiency

Table dataMission(m,*)
        distance      start      duration
mis1       30           9.5         2
mis2       8            19.25       0.5
 ;

Scalars
noct /45/
theta_ref/20/
theta_stc/25/
R_stc/1000/
Isc/8.34/
Voc/36.8/
V/29.6/
rs/1.5/
vmpp/17.4/
impp/7.8/
alpha_sc/0.065/
beta_oc/-0.34/
n_p/24/  #number of solar panels
ChpMaxPower/5/
GfMaxPower/3/
lambda_pvV/0.15/ # solar sale price
lambda_pvC/0.12/  # consumed solar power reward
eta_ve/0.25/; # vehicle fuel efficiency

Parameters
socMax
socMin
deltaTheta(t)
deltaI(t)
deltaV(t)
P_mod(t)
Ppv(t)
d_prime(m,t)# trip potential duration
d(m,t)#trip effective duration
totaleffDur(t)
zeta(t)# electric car's storage availibility
Pm(m)
E_ve(h)
;
```

```
socMax= storagePara('capacity','e')* 0.9;
socMin=storagePara('capacity','e')*(1-storagePara('DOD','e'));

deltaTheta(t)=data(t,"theta_ext")+(data(t,"R")/800 * (noct- theta_ref))
- theta_stc;
deltaI(t)= (alpha_sc *(data(t,"R")/R_stc) * deltaTheta(t)) + (data(t,"R")
/R_stc - 1)* Isc;
deltaV(t)= (-beta_oc * deltaTheta(t))- (rs * deltaI(t));
P_mod(t)=(Voc + deltaV(t))*(Isc + deltaI(t))/1000;
Ppv(t)= n_p* P_mod(t)*efficiency('etaInv','e');

d_prime(m,t)= min(dataMission(m,'start')+ dataMission(m,'duration')
             +1,ord(t)+1)- max(dataMission(m,'start')+1,ord(t));
d(m,t)= max(d_prime(m,t),0);
zeta(t)=1-sum(m,d(m,t));
Pm(m)=eta_ve*(dataMission(m,'distance')/dataMission(m,'duration'));
E_ve(t)=sum(m,Pm(m)*d(m,t));


variables
P(alpha,t)
Pg1(t)
Pg2(t)
PpvC(t)
Ps(beta,h)
PsTilde(beta,h)
z(beta,t)
zx(t)
zy(t)
Gamma_pv(t)
soc(beta,h)
TC
TI
CTE
newLoad(t)
phi
;

Pg1.lo(t)=0;
Pg1.up(t)=ChpMaxPower;
Pg2.lo(t)=0;
Pg2.up(t)=GfMaxPower;
Pg1.lo(t)=0;
Gamma_pv.up(t)=1;
Gamma_pv.lo(t)=0;
soc.fx('h','t0')=0;
soc.up('h',t)=5;
soc.lo('h',t)=0;
```

```
soc.fx('e','t0')=socMin;
soc.up('e',t)=socMax;
soc.lo('e',t)=socMin;
P.lo('e',t)=0;
P.up('e',t)=5;
P.lo('g',t)=0;
P.up('g',t)=5;
Ps.up('h',t)=2;
Ps.lo('h',t)=-2;
Ps.up('e',t)=8;
Ps.lo('e',t)=0;

binary variable
delta(beta,t)
Psi(t);

equations
balanceElec(t)
balanceHeat(t)
socHeat(h)
socElec(h)
Ps_hValue1(t)
Ps_hValue2(t)
Ps_eValue1(t)
Ps_eValue2(t)
Ps_TildeValue(beta,t)
zVal1(beta,t)
zVal2(beta,t)
zVal3(beta,t)
zVal4(beta,t)
zxVal1(t)
zxVal2(t)
zxVal3(t)
zxVal4(t)
zyVal1(t)
zyVal2(t)
zyVal3(t)
zyVal4(t)
gasInptCtrl(t)
GammaCntrl(t)
Cost
Income
TotalConsumedEnergyCost
;


Ps_hValue1(t)       ..Ps('h',t)=l=delta('h',t)*Ps.up('h',t);
Ps_hValue2(t)       ..Ps('h',t)=g=(1-delta('h',t))*Ps.lo('h',t);
```

```
Ps_eValue1(t)       ..Ps('e',t)=l=delta('e',t)*(Ps.up('e',t)*zeta(t));
Ps_eValue2(t)       ..Ps('e',t)=g=(1-delta('e',t))*(Ps.lo('e',t)*zeta(t));

Ps_TildeValue(beta,t)  ..PsTilde(beta,t)-(z(beta,t)*storagePara('eta',beta))
                       -(Ps(beta,t)/storagePara('eta',beta))+(z(beta,t)
                       /storagePara('eta',beta))=e=0;

zVal1(beta,t)     ..z(beta,t)=l=Ps.up(beta,t)*delta(beta,t);
zVal2(beta,t)     ..z(beta,t)=g=Ps.lo(beta,t)*delta(beta,t);
zVal3(beta,t)     ..z(beta,t)=l=Ps(beta,t)-Ps.lo(beta,t)*(1-delta(beta,t));
zVal4(beta,t)     ..z(beta,t)=g=Ps(beta,t)-Ps.up(beta,t)*(1-delta(beta,t));

zxVal1(t)         ..zx(t)=l= Psi(t);
zxVal2(t)         ..zx(t)=g=0;
zxVal3(t)         ..zx(t)=l=Gamma_pv(t);
zxVal4(t)         ..zx(t)=g=Gamma_pv(t)-(1-Psi(t));

zyVal1(t)         ..zy(t)=l=P.up('e',t)*Psi(t);
zyVal2(t)         ..zy(t)=g=0;
zyVal3(t)         ..zy(t)=l=P('e',t);
zyVal4(t)         ..zy(t)=g=P('e',t)-P.up('e',t)*(1-psi(t));

GammaCntrl(t)                ..Gamma_pv(t)+Psi(t)=l=1;
socHeat(h)$(ord(h)>1)        ..soc('h',h)=e=soc('h',h-1)+PsTilde('h',h);
socElec(h)$(ord(h)>1)        ..soc('e',h)=e=soc('e',h-1)+PsTilde('e',h)
                               -E_ve(h)*1/storagePara('eta','e');
gasInptCtrl(t)               ..P('g',t)=e=Pg1(t)+Pg2(t);

balanceElec(t)        ..Ppv(t)-Ppv(t)*Gamma_pv(t)-Ppv(t)*zx(t)+zy(t)+Pg1(t)
                      *efficiency('etaChp','e')-Ps('e',t)=e=Load(t,'e');

balanceHeat(t)        ..(Pg1(t)*efficiency('etaChp','h'))+(Pg2(t)
                      *efficiency('etaCG','h'))-Ps('h',t)=e=Load(t,'h');

Cost             ..TC=e= sum(t,P('e',t)*price(t)+ P('g',t)*0.05);
Income           ..TI=e=sum(t,(Ppv(t)*Gamma_pv(t)*lambda_pvV)+(Ppv(t)*
                  (1-Gamma_pv(t))*lambda_pvC));

TotalConsumedEnergyCost ..CTE=e=TC-TI;

parameters
report2(*)
report3(t,*);

model scr1 /all/ ;
scr1.optca=0.0;
scr1.optcr=0.0;
solve scr1 minimizing CTE using mip;
```

```
report2('CTE')=CTE.l;
report3(t,'PvProduction')=Ppv(t);
report3(t,'PvCons')=Ppv(t)*(1-Gamma_pv.l(t));
report3(t,'PvSold')=Ppv(t)*Gamma_pv.l(t);
report3(t,'ChpPower')=Pg1.l(t)*efficiency('etaChp','e');
report3(t,'ChpHeat')= Pg1.l(t)*efficiency('etaChp','h');
report3(t,'GfHeat')= Pg2.l(t)*efficiency('etaCG','h');
report3(t,'EleCons')=P.l('e',t);
report3(t,'GazCons')=P.l('g',t);
report3(t,'socHeat')=soc.l('h',t);
report3(t,'socElec')=soc.l('e',t);
report3(t,'heatLoad')=Load(t,'h');
report3(t,'ElecLoad')=Load(t,'e');
report3(t,'heatStorPower')=Ps.l('h',t);
report3(t,'elecStorPower')=Ps.l('e',t);

display report2;
display report3;
display Ppv,price,Load,d_prime,d,zeta,E_ve;


execute_unload "ardi.gdx" report2
Execute 'gdxxrw.exe ardi.gdx o=S3.24pan.xls Par=report2 rng=sensitivity!a1';


execute_unload "ardi.gdx" report3
Execute 'gdxxrw.exe ardi.gdx o=S3.24pan.xls Par=report3 rng=Psold!a1';
```

Période	P_{pv}	P_{pv}^{c}	P_{pv}^{s}	P_{e}^{CHP}	P_{e}	P_{e}^{s}	SOC_{e}	P_{g}	P_{h}^{CHP}	P^{CG}	P_{h}^{s}	SOC_{h}
$\mathbf{t_1}$	0.000	0.000	0.000	1.521	0.000	0.000	2.909	5.000	2.519	0.210	0.000	0.000
$\mathbf{t_2}$	0.000	0.000	0.000	1.600	0.000	0.650	3.527	5.000	2.650	0.000	0.109	0.098
$\mathbf{t_3}$	0.000	0.000	0.000	1.600	0.000	0.790	4.277	5.000	2.650	0.000	0.226	0.302
$\mathbf{t_4}$	0.000	0.000	0.000	1.600	0.000	1.152	5.085	5.000	2.650	0.000	0.121	0.410
$\mathbf{t_5}$	0.000	0.000	0.000	0.945	5.000	4.844	9.565	5.000	1.566	1.739	0.129	0.526
$\mathbf{t_6}$	0.000	0.000	0.000	0.741	0.826	0.000	9.565	5.000	1.227	2.283	0.380	0.869
$\mathbf{t_7}$	0.006	0.006	0.000	1.564	0.000	0.000	9.565	5.000	2.590	0.096	−0.373	0.454
$\mathbf{t_8}$	0.093	0.093	0.000	1.600	0.337	0.000	9.565	5.000	2.650	0.000	−0.409	0.000
$\mathbf{t_9}$	0.346	0.346	0.000	1.600	0.000	0.166	9.722	5.000	2.650	0.000	0.109	0.098
$\mathbf{t_{10}}$	0.704	0.704	0.000	1.600	0.000	0.154	7.894	5.000	2.650	0.000	0.062	0.154
$\mathbf{t_{11}}$	1.087	1.087	0.000	1.600	1.003	0.000	3.947	5.000	2.650	0.000	0.109	0.252
$\mathbf{t_{12}}$	1.415	1.415	0.000	1.600	0.000	0.555	2.500	5.000	2.650	0.000	0.215	0.446
$\mathbf{t_{13}}$	1.658	1.658	0.000	0.194	0.000	0.000	2.531	3.607	0.322	2.550	0.519	0.912
$\mathbf{t_{14}}$	1.765	1.765	0.000	0.000	0.000	0.235	2.754	3.000	0.000	2.550	0.256	1.143
$\mathbf{t_{15}}$	1.687	1.687	0.000	0.000	0.000	0.747	3.463	3.000	0.000	2.550	0.315	1.426
$\mathbf{t_{16}}$	1.527	1.527	0.000	0.136	0.000	0.713	4.141	3.426	0.226	2.550	0.000	1.426
$\mathbf{t_{17}}$	1.204	1.204	0.000	0.165	0.000	0.521	4.605	3.517	0.274	2.550	0.000	1.426
$\mathbf{t_{18}}$	0.845	0.845	0.000	1.115	0.000	0.000	4.605	5.000	1.874	1.288	0.253	1.654
$\mathbf{t_{19}}$	0.470	0.470	0.000	1.600	0.180	0.000	4.605	5.000	2.650	0.000	−0.256	1.369
$\mathbf{t_{20}}$	0.170	0.170	0.000	1.600	4.070	0.000	2.500	5.000	2.650	0.000	−0.397	0.928
$\mathbf{t_{21}}$	0.027	0.027	0.000	1.600	4.586	0.000	2.500	5.000	2.650	0.000	−0.550	0.317
$\mathbf{t_{22}}$	0.000	0.000	0.000	1.312	3.328	0.000	2.500	5.000	2.172	0.766	−0.286	0.000
$\mathbf{t_{23}}$	0.000	0.000	0.000	1.600	3.710	0.000	2.500	5.000	2.650	0.000	0.015	0.013
$\mathbf{t_{24}}$	0.000	0.000	0.000	1.598	1.312	0.000	2.500	4.994	2.647	0.000	−0.012	0.000

Table A.3 – Stratégie énergétique calculée pour le scénario S3

A.4 Scénario S4

```
set alpha/e,g/;
set beta/e,h/;
set h/t0*t24/
set t(h)/t1*t24/;
set m/mis1,mis2/;
$eolcom#

Parameters

price(t) electricity purchase cost generator

/ t1     0.09
  t2     0.12
  t3     0.1
  t4     0.08
  t5     0.07
  t6     0.08
  t7     0.12
  t8     0.24
  t9     0.97
  t10    1.79
  t11    1.93
  t12    0.99
  t13    0.45
  t14    0.14
  t15    0.14
  t16    0.13
  t17    0.12
  t18    0.12
  t19    0.5
  t20    0.22
  t21    0.13
  t22    0.08
  t23    0.09
  t24    0.07 /;

Table data(t,*) environmental paramaeters at time t

      R           theta_ext  #solar radiation (R) and outside temperature
t1    0           -6.2
t2    0           -4.6
t3    0           -3.6
t4    0           -4.5
t5    0           -5
t6    0           -4.6
t7    1.086       -4
t8    15.93       -4
t9    59.023      -4.6
```

```
t10   118.77      -5
t11   178.88      -4.6
t12   225.95      -3.7
t13   259.26      -3
t14   272.66      -2.5
t15   259.26      -2
t16   234.64      -1.6
t17   188.65      -2
t18   135.64      -2.5
t19   77.128      -2.7
t20   28.97       -3.9
t21   4.71        -5.2
t22   0           -5.4
t23   0           -5.4
t24   0           -5.6   ;

Table efficiency of utilities
              e       h
etaInv        0.95    0    #solar inverter efficiency
etaChp        0.32    0.53 # CHP unit efficiency
etaCG         0       0.85; # Gas bolier efficiency

Table Load(t,beta)
     e         h
t1   1.09      2.729
t2   0.95      2.541
t3   0.81      2.424
t4   0.75      2.529
t5   1.23      3.176
t6   1.567     3.129
t7   1.57      3.059
t8   2.07      3.059
t9   1.78      2.541
t10  2.15      2.588
t11  3.69      2.541
t12  2.46      2.435
t13  1.82      2.353
t14  1.53      2.294
t15  0.94      2.235
t16  0.95      2.776
t17  0.88      2.824
t18  1.96      2.882
t19  2.25      2.906
t20  5.84      3.047
t21  6.213     3.200
t22  4.64      3.224
t23  5.31      2.635
t24  2.91      2.659    ;
```

```
Table storagePara(*,beta)
                e          h
DOD             0.9        0.9  # depth of discharge
capacity        25         5
eta             0.95       0.9 ; # heat storage efficiency

Table dataMission(m,*)
        distance      start      duration
mis1       30           9.5         2
mis2       8            19.25       0.5
 ;

Scalars
noct /45/
theta_ref/20/
theta_stc/25/
R_stc/1000/
Isc/8.34/
Voc/36.8/
V/29.6/
rs/1.5/
vmpp/17.4/
impp/7.8/
alpha_sc/0.065/
beta_oc/-0.34/
n_p/24/  #number of solar panels
ChpMaxPower/5/
GfMaxPower/3/
lambda_pvV/0.15/ # solar sale price
lambda_pvC/0.12/  # consumed solar power reward
eta_ve/0.25/; # vehicle fuel efficiency

Parameters
socMax
socMin
deltaTheta(t)
deltaI(t)
deltaV(t)
P_mod(t)
Ppv(t)
d_prime(m,t)# trip potential duration
d(m,t)#trip effective duration
totaleffDur(t)
zeta(t)# electric car's storage availibility
Pm(m)
E_ve(h)
;
```

```
socMax= storagePara('capacity','e')* 0.9;
socMin=storagePara('capacity','e')*(1-storagePara('DOD','e'));

deltaTheta(t)=data(t,"theta_ext")+(data(t,"R")/800 * (noct- theta_ref))
- theta_stc;
deltaI(t)= (alpha_sc *(data(t,"R")/R_stc) * deltaTheta(t)) + (data(t,"R")
/R_stc - 1)* Isc;
deltaV(t)= (-beta_oc * deltaTheta(t))- (rs * deltaI(t));
P_mod(t)=(Voc + deltaV(t))*(Isc + deltaI(t))/1000;
Ppv(t)= n_p* P_mod(t)*efficiency('etaInv','e');

d_prime(m,t)= min(dataMission(m,'start')+ dataMission(m,'duration')
             +1,ord(t)+1)- max(dataMission(m,'start')+1,ord(t));
d(m,t)= max(d_prime(m,t),0);
zeta(t)=1-sum(m,d(m,t));
Pm(m)=eta_ve*(dataMission(m,'distance')/dataMission(m,'duration'));
E_ve(t)=sum(m,Pm(m)*d(m,t));


variables
P(alpha,t)
Pg1(t)
Pg2(t)
PpvC(t)
Ps(beta,h)
PsTilde(beta,h)
z(beta,t)
zx(t)
zy(t)
Gamma_pv(t)
soc(beta,h)
TC
TI
CTE
newLoad(t)
phi
;

Pg1.lo(t)=0;
Pg1.up(t)=ChpMaxPower;
Pg2.lo(t)=0;
Pg2.up(t)=GfMaxPower;
Pg1.lo(t)=0;
Gamma_pv.up(t)=1;
Gamma_pv.lo(t)=0;
soc.fx('h','t0')=0;
soc.up('h',t)=5;
soc.lo('h',t)=0;
```

```
soc.fx('e','t0')=socMin;
soc.up('e',t)=socMax;
soc.lo('e',t)=socMin;
P.lo('e',t)=0;
P.up('e',t)=5;
P.lo('g',t)=0;
P.up('g',t)=5;
Ps.up('h',t)=2;
Ps.lo('h',t)=-2;
Ps.up('e',t)=8;
Ps.lo('e',t)=-8;

binary variable
delta(beta,t)
Psi(t);

equations
balanceElec(t)
balanceHeat(t)
socHeat(h)
socElec(h)
Ps_hValue1(t)
Ps_hValue2(t)
Ps_eValue1(t)
Ps_eValue2(t)
Ps_TildeValue(beta,t)
zVal1(beta,t)
zVal2(beta,t)
zVal3(beta,t)
zVal4(beta,t)
zxVal1(t)
zxVal2(t)
zxVal3(t)
zxVal4(t)
zyVal1(t)
zyVal2(t)
zyVal3(t)
zyVal4(t)
gasInptCtrl(t)
GammaCntrl(t)
Cost
Income
TotalConsumedEnergyCost
;


Ps_hValue1(t)       ..Ps('h',t)=l=delta('h',t)*Ps.up('h',t);
Ps_hValue2(t)       ..Ps('h',t)=g=(1-delta('h',t))*Ps.lo('h',t);
```

```
Ps_eValue1(t)       ..Ps('e',t)=l=delta('e',t)*(Ps.up('e',t)*zeta(t));
Ps_eValue2(t)       ..Ps('e',t)=g=(1-delta('e',t))*(Ps.lo('e',t)*zeta(t));

Ps_TildeValue(beta,t)  ..PsTilde(beta,t)-(z(beta,t)*storagePara('eta',beta))
                       -(Ps(beta,t)/storagePara('eta',beta))+(z(beta,t)
                       /storagePara('eta',beta))=e=0;

zVal1(beta,t)     ..z(beta,t)=l=Ps.up(beta,t)*delta(beta,t);
zVal2(beta,t)     ..z(beta,t)=g=Ps.lo(beta,t)*delta(beta,t);
zVal3(beta,t)     ..z(beta,t)=l=Ps(beta,t)-Ps.lo(beta,t)*(1-delta(beta,t));
zVal4(beta,t)     ..z(beta,t)=g=Ps(beta,t)-Ps.up(beta,t)*(1-delta(beta,t));

zxVal1(t)         ..zx(t)=l= Psi(t);
zxVal2(t)         ..zx(t)=g=0;
zxVal3(t)         ..zx(t)=l=Gamma_pv(t);
zxVal4(t)         ..zx(t)=g=Gamma_pv(t)-(1-Psi(t));

zyVal1(t)         ..zy(t)=l=P.up('e',t)*Psi(t);
zyVal2(t)         ..zy(t)=g=0;
zyVal3(t)         ..zy(t)=l=P('e',t);
zyVal4(t)         ..zy(t)=g=P('e',t)-P.up('e',t)*(1-psi(t));

GammaCntrl(t)                ..Gamma_pv(t)+Psi(t)=l=1;
socHeat(h)$(ord(h)>1)        ..soc('h',h)=e=soc('h',h-1)+PsTilde('h',h);
socElec(h)$(ord(h)>1)        ..soc('e',h)=e=soc('e',h-1)+PsTilde('e',h)
                               -E_ve(h)*1/storagePara('eta','e');
gasInptCtrl(t)               ..P('g',t)=e=Pg1(t)+Pg2(t);

balanceElec(t)        ..Ppv(t)-Ppv(t)*Gamma_pv(t)-Ppv(t)*zx(t)+zy(t)+Pg1(t)
                      *efficiency('etaChp','e')-Ps('e',t)=e=Load(t,'e');

balanceHeat(t)        ..(Pg1(t)*efficiency('etaChp','h'))+(Pg2(t)
                      *efficiency('etaCG','h'))-Ps('h',t)=e=Load(t,'h');

Cost             ..TC=e= sum(t,P('e',t)*price(t)+ P('g',t)*0.05);
Income           ..TI=e=sum(t,(Ppv(t)*Gamma_pv(t)*lambda_pvV)+(Ppv(t)*
                  (1-Gamma_pv(t))*lambda_pvC));

TotalConsumedEnergyCost ..CTE=e=TC-TI;

parameters
report2(*)
report3(t,*);

model scr1 /all/ ;
scr1.optca=0.0;
scr1.optcr=0.0;
solve scr1 minimizing CTE using mip;
```

```
report2('CTE')=CTE.l;
report3(t,'PvProduction')=Ppv(t);
report3(t,'PvCons')=Ppv(t)*(1-Gamma_pv.l(t));
report3(t,'PvSold')=Ppv(t)*Gamma_pv.l(t);
report3(t,'ChpPower')=Pg1.l(t)*efficiency('etaChp','e');
report3(t,'ChpHeat')= Pg1.l(t)*efficiency('etaChp','h');
report3(t,'GfHeat')= Pg2.l(t)*efficiency('etaCG','h');
report3(t,'EleCons')=P.l('e',t);
report3(t,'GazCons')=P.l('g',t);
report3(t,'socHeat')=soc.l('h',t);
report3(t,'socElec')=soc.l('e',t);
report3(t,'heatLoad')=Load(t,'h');
report3(t,'ElecLoad')=Load(t,'e');
report3(t,'heatStorPower')=Ps.l('h',t);
report3(t,'elecStorPower')=Ps.l('e',t);

display report2;
display report3;
display Ppv,price,Load,d_prime,d,zeta,E_ve;


execute_unload "ardi.gdx" report2
Execute 'gdxxrw.exe ardi.gdx o=S3.24pan.xls Par=report2 rng=sensitivity!a1';


execute_unload "ardi.gdx" report3
Execute 'gdxxrw.exe ardi.gdx o=S3.24pan.xls Par=report3 rng=Psold!a1';
```

Période	P_{pv}	P_{pv}^{c}	P_{pv}^{s}	P_{e}^{CHP}	P_{e}	P_{e}^{s}	SOC_{e}	P_{g}	P_{h}^{CHP}	P^{CG}	P_{h}^{s}	SOC_{h}
$\mathbf{t_1}$	0.000	0.000	0.000	1.521	0.000	0.431	2.909	5.000	2.519	0.210	0.000	0.000
$\mathbf{t_2}$	0.000	0.000	0.000	1.600	0.000	0.650	3.527	5.000	2.650	0.000	0.109	0.098
$\mathbf{t_3}$	0.000	0.000	0.000	1.600	0.000	0.790	4.277	5.000	2.650	0.000	0.226	0.302
$\mathbf{t_4}$	0.000	0.000	0.000	1.600	1.110	1.960	6.319	5.000	2.650	0.000	0.121	0.410
$\mathbf{t_5}$	0.000	0.000	0.000	1.074	5.000	4.844	10.741	5.000	1.779	1.397	0.000	0.410
$\mathbf{t_6}$	0.000	0.000	0.000	1.121	5.000	4.554	15.068	5.000	1.857	1.272	0.000	0.410
$\mathbf{t_7}$	0.006	0.006	0.000	1.560	0.000	−0.003	15.064	5.000	2.584	0.105	−0.369	0.000
$\mathbf{t_8}$	0.093	0.093	0.000	1.191	0.000	−0.786	14.237	5.000	1.973	1.086	0.000	0.000
$\mathbf{t_9}$	0.346	0.346	0.000	1.600	0.000	0.166	14.394	5.000	2.650	0.000	0.109	0.098
$\mathbf{t_{10}}$	0.704	0.704	0.000	1.600	0.000	0.154	12.566	5.000	2.650	0.000	0.062	0.154
$\mathbf{t_{11}}$	1.087	1.087	0.000	1.600	1.003	0.000	8.619	5.000	2.650	0.000	0.109	0.252
$\mathbf{t_{12}}$	1.415	1.415	0.000	1.600	0.000	0.555	7.172	5.000	2.650	0.000	0.215	0.446
$\mathbf{t_{13}}$	1.658	1.658	0.000	1.600	0.000	1.438	8.538	5.000	2.650	0.000	0.297	0.713
$\mathbf{t_{14}}$	1.765	1.765	0.000	1.600	0.000	1.835	10.281	5.000	2.650	0.000	0.356	1.033
$\mathbf{t_{15}}$	1.687	1.687	0.000	1.600	0.000	2.347	12.511	5.000	2.650	0.000	0.415	1.407
$\mathbf{t_{16}}$	1.527	1.527	0.000	1.474	0.000	2.051	14.459	5.000	2.441	0.335	0.000	1.407
$\mathbf{t_{17}}$	1.204	1.204	0.000	1.426	0.000	1.750	16.121	5.000	2.362	0.462	0.000	1.407
$\mathbf{t_{18}}$	0.845	0.845	0.000	1.431	0.000	0.316	16.421	5.000	2.370	0.449	−0.063	1.337
$\mathbf{t_{19}}$	0.470	0.470	0.000	1.600	0.000	−0.180	16.232	5.000	2.650	0.000	−0.256	1.052
$\mathbf{t_{20}}$	0.170	0.170	0.000	1.600	0.070	−4.000	9.916	5.000	2.650	0.000	−0.397	0.611
$\mathbf{t_{21}}$	0.027	0.027	0.000	1.600	0.000	−4.586	5.089	5.000	2.650	0.000	−0.550	0.000
$\mathbf{t_{22}}$	0.000	0.000	0.000	1.026	5.000	1.386	6.405	5.000	1.699	1.525	0.000	0.000
$\mathbf{t_{23}}$	0.000	0.000	0.000	1.600	0.000	−3.710	2.500	5.000	2.650	0.000	0.015	0.014
$\mathbf{t_{24}}$	0.000	0.000	0.000	1.598	1.312	0.000	2.500	4.994	2.647	0.000	−0.012	0.000

Table A.4 – Stratégie énergétique calculée pour le scénario S4

A.5 Scénario S5

```
set alpha/e,g/;
set beta/e,h/;
set h/t0*t24/
set t(h)/t1*t24/;
set s/mis1,mis2,oven,washer,iron,vacuum,dishWasher/;
set m(s)/mis1,mis2/;
$eolcom#

Parameters

price(t) electricity purchase cost generator

/ t1     0.09
  t2     0.12
  t3     0.1
  t4     0.08
  t5     0.07
  t6     0.08
  t7     0.12
  t8     0.24
  t9     0.97
  t10    1.79
  t11    1.93
  t12    0.99
  t13    0.45
  t14    0.14
  t15    0.14
  t16    0.13
  t17    0.12
  t18    0.12
  t19    0.5
  t20    0.22
  t21    0.13
  t22    0.08
  t23    0.09
  t24    0.07 /;


Table data(t,*) environmental paramaeters at time t

      R           theta_ext #solar radiation (R) and outside temperature
t1    0           -6.2
t2    0           -4.6
t3    0           -3.6
t4    0           -4.5
t5    0           -5
t6    0           -4.6
t7    1.086       -4
```

```
t8    15.93       -4
t9    59.023      -4.6
t10   118.77      -5
t11   178.88      -4.6
t12   225.95      -3.7
t13   259.26      -3
t14   272.66      -2.5
t15   259.26      -2
t16   234.64      -1.6
t17   188.65      -2
t18   135.64      -2.5
t19   77.128      -2.7
t20   28.97       -3.9
t21   4.71        -5.2
t22   0           -5.4
t23   0           -5.4
t24   0           -5.6   ;


Table efficiency of utilities
              e       h
etaInv        0.95    0
etaChp        0.32    0.53
etaCG         0       0.85;

table servicesData(s,*)
                 inital    strMin     strMax     Duration     power
oven              11.5       11         13          0.75       2.2
washer            20.5       7          23          1.5        2.0
iron              12.25      14         17          0.75       0.9
vacuum            19         9          19          0.5        0.7
dishWasher        20         19         23          1          1.2
mis1              9.5        7          16          2          3.75
mis2              19.00      13         21          0.5        4   ;


Table Load(t,beta)
     e         h
t1   1.09      2.729
t2   0.95      2.541
t3   0.81      2.424
t4   0.75      2.529
t5   1.23      3.176
t6   1.567     3.129
t7   1.57      3.059
t8   2.07      3.059
t9   1.78      2.541
t10  2.15      2.588
```

```
t11  3.69      2.541
t12  2.46      2.435
t13  1.82      2.353
t14  1.53      2.294
t15  0.94      2.235
t16  0.95      2.776
t17  0.88      2.824
t18  1.96      2.882
t19  2.25      2.906
t20  5.84      3.047
t21  6.213     3.200
t22  4.64      3.224
t23  5.31      2.635
t24  2.91      2.659    ;


Table storagePara(*,beta)
               e       h
DOD            0.9     0.9
capacity       25      5    # depth of discharge
eta            0.95    0.9 ;# heat storage efficiency

Scalars
noct /45/
theta_ref/20/
theta_stc/25/
R_stc/1000/
Isc/8.34/
Voc/36.8/
V/29.6/
rs/1.5/
vmpp/17.4/
impp/7.8/
alpha_sc/0.065/
beta_oc/-0.34/
n_p/24/ #number of solar panels
ChpMaxPower/5/
GfMaxPower/3/
lambda_pvV/0.15/ # solar sale price
lambda_pvC/0.12/  # consumed solar power reward
eta_ve/0.25/; # vehicle fuel efficiency


Parameters
d_primeFix(s,t)
dFix(s,t)
Efix(s,t)
Qmax(h)
```

```
Qmin(h)
socMax
socMin
deltaTheta(t)
deltaI(t)
deltaV(t)
P_mod(t)
Ppv(t);

d_primeFix(s,t)= min(servicesData(s,'inital')+ servicesData(s,'duration')
                +1,ord(t)+1)- max(servicesData(s,'inital')+1,ord(t));

dFix(s,t)= max(d_primeFix(s,t),0);
Efix(s,t)=servicesData(s,'power')*dFix(s,t);

socMax = storagePara('capacity','e')* 0.9;
socMin = storagePara('capacity','e')*(1-storagePara('DOD','e'));

deltaTheta(t)=data(t,"theta_ext")+(data(t,"R")/800 *(noct- theta_ref))
- theta_stc;

deltaI(t)=(alpha_sc *(data(t,"R")/R_stc)*deltaTheta(t))+(data(t,"R")
/R_stc - 1)* Isc;

deltaV(t)=(-beta_oc * deltaTheta(t))- (rs * deltaI(t));
P_mod(t)=(Voc + deltaV(t))*(Isc + deltaI(t))/1000;
Ppv(t)= n_p* P_mod(t)*efficiency('etaInv','e');

variables
d_prime(s,t)
d(s,t)
zeta(t)
str(s)
sigma1(s,t)
sigma2(s,t)
gamma(t)
E(s,t)
E_ve(h)
dveh(t)
P(alpha,t)
Pg1(t)
Pg2(t)
Ps(beta,h)
PsTilde(beta,h)
z(beta,t)
zx(t)
zy(t)
Gamma pv(t)
```

```
soc(beta,h)
TC
TI
CTE
Le_opt(t)
phi

;

Pg1.lo(t)=0;
Pg1.up(t)=ChpMaxPower;
Pg2.lo(t)=0;
Pg2.up(t)=GfMaxPower;
Gamma_pv.up(t)=1;
Gamma_pv.lo(t)=0;
soc.fx('h','t0')=0;
soc.up('h',t)=5;
soc.lo('h',t)=0;
soc.fx('e','t0')=socMin;
soc.up('e',t)=socMax;
soc.lo('e',t)=socMin;
P.lo('e',t)=0;
P.up('e',t)=5;
P.lo('g',t)=0;
P.up('g',t)=5;
Ps.up('h',t)=2;
Ps.lo('h',t)=-2;
Ps.up('e',t)=8;
Ps.lo('e',t)=-8;

binary variable
delta(beta,t)
psi(t)
delta1(s,t)
delta2(s,t)
delta3(s,t)
binary variable panta(t);

positive variable
epss;

equations
delta1Value1(s,t)
delta1Value2(s,t)
delta2Value1(s,t)
delta2Value2(s,t)
delta3Value(s,t)
delta3Value2(s,t)
```

```
sigma1Value1(s,t)
sigma1Value2(s,t)
sigma1Value3(s,t)
sigma1Value4(s,t)
sigma2Value1(s,t)
sigma2Value2(s,t)
sigma2Value3(s,t)
sigma2Value4(s,t)
gammaValue1(t)
gammaValue2(t)
gammaValue3(t)
gammaValue4(t)
d_primeValue1(s,t)
d_primeValue2(s,t)
dValue1(s,t)
dValue2(s,t)
dValue3(s,t)
dValue4(s,t)
zetaValue(t)
serviceCons(s,t)
vehCons(t)
newElecLoadVal(t)
balanceElec(t)
balanceHeat(t)
socHeat(h)
socElec(h)
Ps_hValue1(t)
Ps_hValue2(t)
Ps_eValue1(t)
Ps_eValue2(t)
Ps_TildeValue(beta,t)
zVal1(beta,t)
zVal2(beta,t)
zVal3(beta,t)
zVal4(beta,t)
zxVal1(t)
zxVal2(t)
zxVal3(t)
zxVal4(t)
zyVal1(t)
zyVal2(t)
zyVal3(t)
zyVal4(t)
gasInptCtrl(t)
GammaCntrl(t)
Cost
Income
TotalConsumedEnergyCost
```

```
tripCntrl(m)
;

deltalValuel(s,t)..   str(s)+l+servicesData(s,'Duration')-ord(t)=l=
                     (servicesData(s,'strMax')+ l+servicesData(s,'Duration')
                      -ord(t))*(l-deltal(s,t));

deltalValue2(s,t)..   str(s)+l+servicesData(s,'Duration')-ord(t)=g=
                     (servicesData(s,'strMin')+l+servicesData(s,'Duration')
                      -ord(t))*deltal(s,t);

delta2Valuel(s,t)..   str(s)-ord(t)=l=(servicesData(s,'strMax')-ord(t))
                      *(l-delta2(s,t));

delta2Value2(s,t)..   str(s)- ord(t)=g=(servicesData(s,'strMin')-ord(t))
                      *delta2(s,t);

sigmalValuel(s,t)..   sigmal(s,t)=l= servicesData(s,'strMax')*deltal(s,t);
sigmalValue2(s,t)..   sigmal(s,t)=g=servicesData(s,'strMin')*deltal(s,t);
sigmalValue3(s,t)..   sigmal(s,t)=l=str(s)-servicesData(s,'strMin')+
                      (deltal(s,t)*servicesData(s,'strMin'));
sigmalValue4(s,t)..   sigmal(s,t)=g=str(s)-servicesData(s,'strMax')+
                      (deltal(s,t)*servicesData(s,'strMax'));

sigma2Valuel(s,t)..   sigma2(s,t)=l=servicesData(s,'strMax')*delta2(s,t);
sigma2Value2(s,t)..   sigma2(s,t)=g=servicesData(s,'strMin')*delta2(s,t);
sigma2Value3(s,t)..   sigma2(s,t)=l=str(s)-servicesData(s,'strMin')+
                      (delta2(s,t)*servicesData(s,'strMin'));
sigma2Value4(s,t)..   sigma2(s,t)=g=str(s)-servicesData(s,'strMax')+
                      (delta2(s,t)*servicesData(s,'strMax'));

d_primeValuel(s,t)$(ord(t)<24)..   d_prime(s,t)=e= sigmal(s,t+l)+
                                   deltal(s,t+l)+(servicesData(s,'Duration')*
                                   deltal(s,t+l))+(ord(t)+l)-(deltal(s,t+l)*
                                   (ord(t)+l))-(str(s)+l)+sigma2(s,t)+
                                   delta2(s,t)-(ord(t)*delta2(s,t));

d_primeValue2(s,t)$(ord(t)=24)..   d_prime(s,t)=e=delta2(s,t)+(sigma2(s,t)
                                   +servicesData(s,'Duration'))-24;

delta3Value(s,t)..   d_prime(s,t)=l=delta3(s,t);
delta3Value2(s,t)..  d_prime(s,t)=g=-24*(l-delta3(s,t));

dValuel(s,t)..       d(s,t)=l=delta3(s,t);
dValue2(s,t)..       d(s,t)=g=-24*delta3(s,t);
dValue3(s,t)..       d(s,t)=l=d_prime(s,t)+24*(l-delta3(s,t));
dValue4(s,t)..       d(s,t)=g=d_prime(s,t)-l*(l-delta3(s,t));

zetaValue(t)..       zeta(t)=e=l-sum(m,d(m,t));

serviceCons(s,t)..   E(s,t)=e=servicesData(s,'power')*d(s,t);
```

```
serviceCons(s,t)..   E(s,t)=e=servicesData(s,'power')*d(s,t);
vehCons(t)..         E_ve(t)=e=sum(m,E(m,t));

tripCntrl(m)..       str(m)-str(m+1)+servicesData(m+1,'Duration')=g=0;

Ps_hValue1(t)..          Ps('h',t)-delta('h',t)*Ps.up('h',t)=l=0;
Ps_hValue2(t)..          Ps('h',t)-(1-delta('h',t))*Ps.lo('h',t)=g=0;
Ps_eValue1(t)..          Ps('e',t)=l=Ps.up('e',t)*gamma(t);
Ps_eValue2(t)..          Ps('e',t)=g=Ps.lo('e',t)*(zeta(t)-gamma(t));
Ps_TildeValue(beta,t)..  PsTilde(beta,t)-(z(beta,t)*storagePara('eta',beta))-
                         (Ps(beta,t)/storagePara('eta',beta))+(z(beta,t)
                         /storagePara('eta',beta))=e=0;

zVal1(beta,t)..    z(beta,t)=l=Ps.up(beta,t)*delta(beta,t);
zVal2(beta,t)..    z(beta,t)=g=Ps.lo(beta,t)*delta(beta,t);
zVal3(beta,t)..    z(beta,t)=l=Ps(beta,t)-Ps.lo(beta,t)*(1-delta(beta,t));
zVal4(beta,t)..    z(beta,t)=g=Ps(beta,t)-Ps.up(beta,t)*(1-delta(beta,t));

gammaValue1(t)..   gamma(t)=l=delta('e',t);
gammaValue2(t)..   gamma(t)=g=0;
gammaValue3(t)..   gamma(t)=l=zeta(t);
gammaValue4(t)..   gamma(t)=g=zeta(t)-(1-delta('e',t));

zxVal1(t)..        zx(t)=l= Psi(t);
zxVal2(t)..        zx(t)=g=0;
zxVal3(t)..        zx(t)=l=Gamma_pv(t);
zxVal4(t)..        zx(t)=g=Gamma_pv(t)-(1-Psi(t));

zyVal1(t)..        zy(t)=l=P.up('e',t)*Psi(t);
zyVal2(t)..        zy(t)=g=0;
zyVal3(t)..        zy(t)=l=P('e',t);
zyVal4(t)..        zy(t)=g=P('e',t)-P.up('e',t)*(1-psi(t));

GammaCntrl(t)..    Gamma_pv(t)+Psi(t)=l=1;

socHeat(h)$(ord(h)>1)..     soc('h',h)=e=soc('h',h-1)+PsTilde('h',h);
socElec(h)$(ord(h)>1)..     soc('e',h)=e=soc('e',h-1)+PsTilde('e',h)-E_ve(h)
                            *1/storagePara('eta','e');

gasInptCtrl(t)..            P('g',t)-Pg1(t)-Pg2(t)=e=0;

newElecLoadVal(t)..    Le_opt(t)=e=Load(t,'e')-sum(s$(ord(s)>2),Efix(s,t))+
                       sum(s$(ord(s)>2),E(s,t));

balanceElec(t)..       Ppv(t)-Ppv(t)*Gamma_pv(t)-Ppv(t)*zx(t)+zy(t)+Pgl(t)*
                       efficiency('etaChp','e')-Ps('e',t)=e=Le_opt(t);

balanceHeat(t)..      (Pgl(t)*efficiency('etaChp','h'))+(Pg2(t)*
                      efficiency('etaCG','h'))-Ps('h',t)=e=Load(t,'h');

Cost            ..TC=e=sum(t,P('e',t)*price(t)+ P('g',t)*0.05);
```

```
Income          ..TI=e=sum(t,(Ppv(t)*Gamma_pv(t)*lambda_pvV)+
                 (Ppv(t)*(1-Gamma_pv(t))*lambda_pvC));

TotalConsumedEnergyCost ..CTE=e=TC-TI;

model scrl /all/ ;
scrl.optca=0.0;
scrl.optcr=0.0;
solve scrl minimizing CTE using mip;


parameters
report1(s,*)
report2(*)
report3(t,*)
report4(s,t,*);

report2('CTE')=CTE.l;
report3(t,'PvProduction')=Ppv(t);
report3(t,'PvCons')=Ppv(t)*(1-Gamma_pv.l(t));
report3(t,'PvSold')=Ppv(t)*Gamma_pv.l(t);
report3(t,'ChpPower')=Pg1.l(t)*efficiency('etaChp','e');
report3(t,'ChpHeat')= Pg1.l(t)*efficiency('etaChp','h');
report3(t,'GfHeat')= Pg2.l(t)*efficiency('etaCG','h');
report3(t,'EleCons')=P.l('e',t);
report3(t,'GazCons')=P.l('g',t);
report3(t,'socHeat')=soc.l('h',t);
report3(t,'socElec')=soc.l('e',t);
report3(t,'heatLoad')=load(t,'h');
report3(t,'ElecLoad')=load(t,'e');
report3(t,'OptimizedElecLoad')=Le_Opt.l(t);
report3(t,'consMenaginit')= sum(s$(ord(s)>2),Efix(s,t));
report3(t,'consMenagopt')= sum(s$(ord(s)>2),E.l(s,t));
report3(t,'heatStorPower')=Ps.l('h',t);
report3(t,'elecStorPower')=Ps.l('e',t);
report3(t,'E_ve')=E_ve.l(t);
report4(s,t,'conSrvFlex')=Efix(s,t);
report4(s,t,'conSrvFlexOpt')=E.l(s,t);
report1(s,'startSrv')=str.l(s);

display report2;
display report3;
display report4;

display dFix,Efix;

execute_unload "ardi.gdx" report2
Execute 'gdxxrw.exe ardi.gdx o=S6.xls Par=report2 rng=sensitivity!a1';
```

```
execute_unload "ardi.gdx" report3
Execute 'gdxxrw.exe ardi.gdx o=S6.xls Par=report3 rng=Psold!al';

execute_unload "ardi.gdx" report4
Execute 'gdxxrw.exe ardi.gdx o=S6.xls Par=report4 rng=service!al';

execute_unload "ardi.gdx" reportl
Execute 'gdxxrw.exe ardi.gdx o=S6.xls Par=reportl rng=service!al';
```

Période	P_{pv}	P_{pv}^{c}	P_{pv}^{s}	P_{e}^{CHP}	P_{e}	$*P_{e}^{s}$	L_{e}^{opt}	SOC_{e}	P_{g}	P_{h}^{CHP}	P^{CG}	P_{h}^{s}	SOC_{h}	E_{ve}
$\mathbf{t_1}$	0.000	0.000	0.000	1.521	0.000	0.431	1.090	2.909	5.000	2.519	0.210	0.000	0.000	0.000
$\mathbf{t_2}$	0.000	0.000	0.000	1.600	0.000	0.650	0.950	3.527	5.000	2.650	0.000	0.109	0.098	0.000
$\mathbf{t_3}$	0.000	0.000	0.000	1.600	0.000	0.790	0.810	4.277	5.000	2.650	0.000	0.226	0.302	0.000
$\mathbf{t_4}$	0.000	0.000	0.000	1.600	4.397	5.247	0.750	9.262	5.000	2.650	0.000	0.121	0.410	0.000
$\mathbf{t_5}$	0.000	0.000	0.000	1.074	5.000	4.844	1.230	13.864	5.000	1.779	1.379	0.000	0.410	0.000
$\mathbf{t_6}$	0.000	0.000	0.000	1.121	5.000	4.554	1.567	18.190	5.000	1.857	1.272	0.000	0.410	0.000
$\mathbf{t_7}$	0.004	0.004	0.000	1.191	0.000	−0.373	1.570	17.798	5.000	1.973	0.105	0.000	0.410	0.000
$\mathbf{t_8}$	0.062	0.062	0.000	1.560	0.000	−0.417	2.070	17.360	5.000	2.584	0.000	−0.396	0.000	0.000
$\mathbf{t_9}$	0.230	0.230	0.000	1.600	0.000	0.166	1.780	17.517	5.000	2.650	0.000	0.109	0.098	0.000
$\mathbf{t_{10}}$	0.469	0.469	0.000	1.600	0.000	0.154	2.150	17.663	5.000	2.650	0.000	0.062	0.154	0.000
$\mathbf{t_{11}}$	0.725	0.725	0.000	1.600	0.000	−1.003	3.690	16.608	5.000	2.650	0.000	0.109	0.252	0.000
$\mathbf{t_{12}}$	0.943	0.943	0.000	1.600	0.000	1.305	1.710	17.847	5.000	2.650	0.000	0.215	0.446	0.000
$\mathbf{t_{13}}$	1.105	1.105	0.000	1.600	0.000	1.013	2.245	18.809	5.000	2.650	0.000	0.297	0.713	0.000
$\mathbf{t_{14}}$	1.177	1.177	0.000	1.600	0.000	1.835	1.530	20.552	5.000	2.650	0.000	0.356	1.033	0.000
$\mathbf{t_{15}}$	1.124	1.124	0.000	1.600	0.000	2.347	0.940	20.676	5.000	2.650	0.000	0.415	1.407	2.000
$\mathbf{t_{16}}$	1.018	1.018	0.000	1.423	0.000	0.000	2.950	16.729	5.000	2.357	0.469	0.051	1.452	3.750
$\mathbf{t_{17}}$	0.802	0.802	0.000	1.351	0.000	0.000	2.555	12.782	5.000	2.238	0.661	0.075	1.520	3.750
$\mathbf{t_{18}}$	0.563	0.536	0.000	1.368	0.000	0.253	1.960	13.022	5.000	2.266	0.616	0.000	1.520	0.000
$\mathbf{t_{19}}$	0.314	0.314	0.000	1.600	0.000	−0.180	2.250	12.833	5.000	2.650	0.000	−0.256	1.235	0.000
$\mathbf{t_{20}}$	0.113	0.113	0.000	1.600	0.000	−3.720	5.490	8.917	5.000	2.650	0.000	−0.397	0.794	0.000
$\mathbf{t_{21}}$	0.018	0.018	0.000	1.600	0.000	−2.386	4.013	6.405	5.000	2.650	0.000	−0.550	0.183	0.000
$\mathbf{t_{22}}$	0.000	0.000	0.000	1.191	1.449	0.000	2.640	6.405	5.000	1.972	1.087	−0.165	0.000	0.000
$\mathbf{t_{23}}$	0.000	0.000	0.000	1.600	0.000	−3.710	5.310	2.500	5.000	2.650	0.000	0.015	0.014	0.000
$\mathbf{t_{24}}$	0.000	0.000	0.000	1.598	2.512	0.000	4.110	2.500	4.994	2.647	0.000	−0.012	0.000	0.000

Table A.5 – Stratégie énergétique calculée pour le scénario S5

* valeur négative de P_e^s corresponde à la puissance V2H livrée par la batterie

Table des figures

1 Mix énergétique primaire dans le monde (Repères, 2012) 2
2 Émissions mondiale de CO_2 dues à l'énergie par combustible (Repères, 2012) . 2
3 Température globale moyenne estimée (Repères, 2012) 3
4 Emissions cibles pour les pays sélectionnés du protocole de Kyoto 4
5 Production française de renouvelables par filière en 2011 (Repères, 2013) . . . 5
6 Consommation d'énergie finale par secteur en France (Repères, 2011) 7
7 Exigences de la réglementation thermique des bâtiments 7
8 Concept Dream House développé par Toyota 10
9 Concept Leaf to Home présenté par Nissan 11
10 Flux de puissance et d'informations dans l'environnement « *Smart Grid* » . . . 13

1.1 Schéma de pilotage multi-couche pour gestion d'énergie dans l'habitat selon (Ha et al., 2006a) 20
1.2 Intégration de la technologie V2H dans le système de gestion d'énergie, concept de l'université de Nagoya 21
1.3 Trois critères de la Maîtrise De l'Energie (MDE) dans l'habitat 25

2.1 Exemple d'un « *energy hub* » avec un transformateur, un cogénérateur chaleur/électricité, un refroidisseur à absorption, un échangeur de chaleur, une batterie et un ballon stockage d'eau chaude 33
2.2 Conversion simple de l'énergie avec la puissance d'entrée P_{α}^{in} et la puissance de sortie P_{β}^{out} 38
2.3 Répartition du flux total d'énergie P_{α}^{in} à la jonction d'entrée de plusieurs convertisseurs 39
2.4 Flux de puissance à travers l'interface de stockage 40
2.5 Étalement d'un voyage effectué par véhicule électrique dans le temps 41
2.6 Arrangement des dispositifs de conversion au sein d'un « energy hub » 43
2.7 Influence du flux de stockage sur la puissance d'entrée et de sortie du « *energy hub* » 44

3.1 Principe de tarification allemand avec autoconsommation du PV 48

3.2 Représentation schématique des tarifications dynamiques en vigueur 49
3.3 Représentation « *energy hub* » du circuit d'alimentation du bâtiment étudié . . 52
3.4 Intégration de la tarification allemande de la production PV dans le critère économique 53
3.5 Répartition non-linéaire (graphe de gauche) et linéaire (graphe de droite) de flux gaz 59

4.1 Taux d'utilisation des capacités de production en France 66
4.2 Répartition de la demande globale de l'électricité sur le territoire de la Pennsylvanie et du New Jersey-Maryland (PJM) 67
4.3 Calendrier Tempo pour la période allant de septembre 2013 à avril 2014 69
4.4 Boîtier Tempo avec indicateur de la couleur du tarif du jour et du lendemain . 70
4.5 Classification des programmes DSM selon le département de l'énergie Américain 71
4.6 Courbe de consommation d'électricité suivant le scenario de charge des VE (pour 2 millions de véhicules électriques), source (négaWatt, 2009) 73
4.7 Impact de la recharge de 1, 5 et 10 millions de VE sur la charge totale du réseau Californien 74
4.8 Évitement de la charge de pointe sur le réseau Californien par la recharge contrôlée de la flotte de véhicules électriques 74
4.9 Distribution de la consommation résidentielle par type d'activité d'après ADEME 76
4.10 Pilotage des services permanents et temporaires dans habitation 77
4.11 Lissage des pointes de consommation par décalage des charges électriques . . . 78
4.12 Effacement des pointes de consommation par délestage des charges électriques 78
4.13 Structure du gestionnaire énergétique 79
4.14 Représentation d'un service décalable dans le temps 81
4.15 Moyens d'action pour gérer la demande électrique du système bâtiment 85

5.1 Données du problème OPFP 91
5.2 Capture écran du problème d'optimisation OPFP implémenté dans l'environnement GAMS avec la syntaxe AMPL pour appeler CPLEX 92
5.3 Gestion des sources dans le scénario S1 94
5.4 Gestion des sources dans le scénario S2 94
5.5 Gestion des sources dans le scénario S3 95
5.6 Gestion des sources dans le scénario S4 96
5.7 Répartition des services temporaires dans le profil de consommation 98
5.8 Modulation du profil de consommation électrique 98
5.9 Reconfiguration du profil de consommation de la voiture 99
5.10 Gestion des sources dans le scénario S5 99

5.11 Comparaison des 5 scénarios d'étude 100

Liste des tableaux

3.1 Contrainte liée au flux d'énergie photovoltaïque 54

5.1 Synthèse des scénarios testés 88
5.2 Spécification des composants 90
5.3 Planning des missions programmées de la voiture électrique 91
5.4 Caractéristiques des services temporaires demandés 97

A.1 Stratégie énergétique calculée pour le scénario S1 119
A.2 Stratégie énergétique calculée pour le scénario S2 126
A.3 Stratégie énergétique calculée pour le scénario S3 134
A.4 Stratégie énergétique calculée pour le scénario S4 142
A.5 Stratégie énergétique calculée pour le scénario S5 153

Résumé : Les travaux de cette thèse concernent la maîtrise de l'énergie et la convergence des besoins énergétiques dans le transport et les bâtiments. Une approche basée sur les techniques d'optimisation est proposée pour la gestion conjointe de la production et de la consommation d'énergie dans un bâtiment disposant de moyens de production locale d'énergie renouvelable et d'une connexion avec voiture électrique. "Le gestionnaire d'énergie" anticipe, 24 heures à l'avance, les commandes optimales pour piloter les multiples sources électriques et thermiques placées dans le bâtiment ainsi que les procédés de stockage de l'énergie dans le but de parvenir à la meilleure configuration possible des flux énergétiques minimisant le coût de la facture énergétique. Considérant la bidirectionnalité du courant électrique entre la voiture et le bâtiment dans les applications "vehicle to home" (V2H), l'électricité stockée dans la batterie de la voiture peut être appelée pour alimenter les charges installées dans le bâtiment pendant que celle-ci est en stationnement. Le gestionnaire embarque également un mécanisme d'ajustement de la demande électrique qui permet de programmer le "fonctionnement" des électroménagers en vue de diminuer la consommation des habitants aux heures des pointes électrique.

Mots clés : optimisation, gestion de l'énergie, bâtiment, vécivules électrique, V2H, gestion de la demande électrique

Abstract : This PhD dissertation addresses the power management for the convergence of transportation and housing power requirement. An approach based on optimization techniques is proposed for the joint management of the power production and consumption in buildings with renewable energy generator and connection to electric vehicle. The power manager anticipates day ahead optimal control for multiple electrical and thermal sources located in the building as well as the processes of energy storage in order to achieve the best possible configuration of energy flow, which minimize the cost of energy bills. Considering the bidirectional energy flow between the vehicle and the building in the "vehicle to home" (V2H) applications, the energy stored in the cars battery of the car can be used to supply the household loads while it is parked. The manager also performs an electrical demand adjustment mechanism which programs schedules the "operation" of some of home appliances in order to reduce the consumption of the inhabitants during peak periods when the electricity price is high.

Key words : optimization, power management, buildings, electric vehicles, V2H, demand side management